

RESEARCH

Nadine R. Gier

Consumer Decision Neuroscience

Ausgewählte Beiträge

OPEN ACCESS



Springer Gabler

Consumer Decision Neuroscience

Nadine R. Gier

Consumer Decision Neuroscience

Ausgewählte Beiträge

 Springer Gabler

Nadine R. Gier
Heinrich-Heine-Universität
Düsseldorf, Deutschland

D 61, Dissertation Heinrich-Heine-Universität, Düsseldorf, 2021



ISBN 978-3-658-38205-6 ISBN 978-3-658-38206-3 (eBook)
<https://doi.org/10.1007/978-3-658-38206-3>

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

© Der/die Herausgeber bzw. der/die Autor(en) 2022. Dieses Buch ist eine Open-Access-Publikation. **Open Access** Dieses Buch wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>) veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden. Die in diesem Buch enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen. Die Wiedergabe von allgemein beschreibenden Bezeichnungen, Marken, Unternehmensnamen etc. in diesem Werk bedeutet nicht, dass diese frei durch jedermann benutzt werden dürfen. Die Berechtigung zur Benutzung unterliegt, auch ohne gesonderten Hinweis hierzu, den Regeln des Markenrechts. Die Rechte des jeweiligen Zeicheninhabers sind zu beachten. Der Verlag, die Autoren und die Herausgeber gehen davon aus, dass die Angaben und Informationen in diesem Werk zum Zeitpunkt der Veröffentlichung vollständig und korrekt sind. Weder der Verlag, noch die Autoren oder die Herausgeber übernehmen, ausdrücklich oder implizit, Gewähr für den Inhalt des Werkes, etwaige Fehler oder Äußerungen. Der Verlag bleibt im Hinblick auf geografische Zuordnungen und Gebietsbezeichnungen in veröffentlichten Karten und Institutionsadressen neutral.

Planung/Lektorat: Marija Kojic
Springer Gabler ist ein Imprint der eingetragenen Gesellschaft Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH und ist ein Teil von Springer Nature.
Die Anschrift der Gesellschaft ist: Abraham-Lincoln-Str. 46, 65189 Wiesbaden, Germany

Geleitwort

Eine wesentliche Aufgabe der Marketingforschung besteht in der systematischen Gewinnung, Integration und Weiterentwicklung der für die marktorientierte Unternehmensführung erfolgskritischen Theorien, Methoden und Erkenntnisse. Bei der Bewältigung dieser Aufgabe konnten in den letzten Jahren und Jahrzehnten ganz erhebliche Fortschritte erzielt werden. Gleichwohl kann ein Teil der im Verhalten der Marktteilnehmer beobachtbaren Varianz nach wie vor nicht aufgeklärt werden. Dies gilt insbesondere für das Verhalten der Kunden, Käufer und Konsumenten. An diesem Punkt setzen innovative Theorien, Methoden und Konzepte an, die mit dem Begriff „Consumer Neuroscience“ bezeichnet werden.

Eine zentrale Facette aus diesem Forschungsfeld bildet den Kern der vorliegenden Arbeit von Frau Dr. Nadine Gier, nämlich die „Consumer Decision Neuroscience“. Konkret zielt die Arbeit von Frau Dr. Gier darauf ab, einen Beitrag zur Entwicklung einer „Unified Theory“ der Entscheidungsforschung zu leisten, die aufgrund ihrer neurowissenschaftlichen Ausrichtung geeignet sein könnte, physiologische und (neuro)psychologische Variablen integrativ zu verwenden. Dieses Ziel ist wirtschaftswissenschaftlich nicht nur relevant, sondern auch substanziell, da die ökonomische Entscheidungsforschung sowie die damit verbundene Käuferverhaltensforschung insbesondere im Zuge der einflussreichen Arbeiten von Daniel Kahneman und Amos Tversky psychologisch geprägt ist.

Wir fruchtbar dieser integrative Ansatz ist, ist an vielen Stellen der Arbeit und an den dort dargestellten Studien deutlich erkennbar. Diese beschränken sich nicht nur auf die Anwendung empirisch-quantitativer Methoden, sondern umfassen auch konzeptionell angelegte Arbeiten, worin bereits ein erstes besonderes Merkmal der Arbeit zu sehen ist.

Darüber hinaus zeichnet sich die vorliegende Arbeit von Frau Dr. Gier dadurch aus, dass sie mit der funktionellen Nahinfrarotspektroskopie eine vielversprechende Methode in die Marketingforschung integriert.

Ein drittes besonderes Merkmal der Arbeit ist ihr besonderer Praxisbezug, der sich unter anderem darin zeigt, dass gleich mehrere Studien in Kooperation mit namhaften Unternehmen durchgeführt wurden. Wie fruchtbar diese Forschungsk Kooperationen sind, wird unter anderem an einer Studie deutlich, die eine Forderung, die vor mehr als zehn Jahren von Dan Ariely und Gergory Berns in der Fachzeitschrift „Nature Neuroscience“ formuliert wurde, aufgreift, nämlich, neurowissenschaftliche Methoden integrativ zu nutzen um die Akzeptanz von Innovationen besser zu verstehen. Die Ergebnisse der Studie zeigen, dass durch die simultane Nutzung verschiedener Datentypen im Rahmen einer sogenannten „Data Fusion Study“, die Vorhersage darüber, ob eine Innovation erfolgreich sein wird oder nicht, substantiell erhöht werden kann.

Gerade mit Blick auf die weltweit zunehmende Ressourcenknappheit und die Dringlichkeit, mit der innovative Lösungen benötigt werden, wäre eine hohe und rasche Marktaufnahme der vorliegenden Arbeit wünschenswert. Aber auch das theoretisch interessierte Publikum dürfte sie mit großem Gewinn lesen.

Düsseldorf
im Mai 2022

Univ.-Prof. Dr. Peter Kenning

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftliche Mitarbeiterin am Lehrstuhl für Betriebswirtschaftslehre, insbesondere Marketing der Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät der Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf. Hier wurde die Arbeit als Dissertation im Jahr 2021 angenommen. Die Dissertation wurde 2022 für den Preis der Deutsche Marktforschung im Bereich Nachwuchsforscher/in durch den Bundesverband Deutscher Markt- und Sozialforscher e.V. nominiert.

An dieser Stelle möchte ich mich bei denjenigen Personen herzlichst bedanken, die meinen Dissertationsprozess auf die verschiedenste Art und Weise begleitet und unterstützt haben. Mein besonderer Dank gilt zunächst meinem Doktorvater Herrn Prof. Dr. Peter Kenning, der als Inhaber des Lehrstuhls für Betriebswirtschaftslehre, insbesondere Marketing die Betreuung dieser Arbeit übernahm. Durch seine fachliche Kompetenz, konstruktiven Anmerkungen und Hinweise sowie nicht zuletzt seine Diskussionsbereitschaft hat er zum Gelingen meiner Arbeit beigetragen. Er hat mir den notwendigen wissenschaftlichen Freiheitsgrad gewährt sowie wertvolle Kooperationen in der Wissenschaft und Praxis ermöglicht, durch die ich mich fachlich und persönlich weiterentwickeln konnte. Auch möchte ich Frau Prof. Dr. Hilke Plassmann für die wertvolle Zusammenarbeit sowie freundliche Übernahme des Zweitgutachtens meinen besonderen Dank aussprechen. Mein Dank gilt ebenfalls Herrn Prof. Dr. Andreas Engelen für die Übernahme des Prüfungsvorsitzes im Rahmen meiner Disputation.

Ein herzlicher Dank in kollegialer und freundschaftlicher Verbundenheit gebührt meinen ehemaligen und aktuellen Kolleginnen und Kollegen am Lehrstuhl für Betriebswirtschaftslehre, insbesondere Marketing, für den anregenden Austausch, die netten Kaffee- und Mittagspausen und die fachliche Unterstützung, durch die ich meine Promotionszeit in schöner Erinnerung behalten werde.

Ein besonderer Dank gilt meinen Projektkolleginnen und Projektkollegen Herrn Dr. Caspar Krampe, Frau Regina Harms M.Sc. und Frau Vita Zimmermann-Janssen M.Sc. für die intensive und erfolgreiche Zusammenarbeit mit vielen lustigen Momenten sowie für ihre Hilfsbereitschaft und ein offenes Ohr.

Dieses Buch wäre ohne die Unterstützung meiner Familie und Freunde nicht möglich gewesen. Danken möchte ich meinen Großeltern, meinem Bruder und insbesondere meinen Eltern Claudia und Gottfried Gier, dass sie mir diese Ausbildung ermöglicht und mich auf meinem bisherigen Lebensweg vorbehaltlos unterstützt haben. Durch ihren steten Rückhalt, ihren Zuspruch und ihre Liebe haben sie im wesentlichen Maße zum Gelingen der Arbeit beigetragen. Bei Thomas Reinartz möchte ich mich ganz besonders für die uneingeschränkte, liebevolle und vielseitige Unterstützung während meiner gesamten Promotionszeit bedanken, ohne die diese Arbeit so nicht möglich gewesen wäre.

Übach-Palenberg
im Mai 2022

Dr. Nadine Gier

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Relevanz der Consumer Decision Neuroscience für die Marketingforschung	1
1.2	Gang der Arbeit	9
2	Theoretische und begriffliche Grundlagen der Consumer Decision Neuroscience	13
2.1	Ansätze zur Erklärung von Konsumentenentscheidungsprozessen	15
2.1.1	Ökonomische Ansätze	15
2.1.2	Behavioristische Ansätze	17
2.1.3	Kognitive Ansätze	19
2.1.4	Dual-Process Ansätze	22
2.2	Consumer Decision Neuroscience – Neurowissenschaftliche Erklärung von Konsumentenentscheidungsprozessen	29
2.2.1	Decision Neuroscience, Neuroeconomics und Social Neuroscience	31
2.2.2	Consumer Neuroscience	35
2.2.3	Consumer Decision Neuroscience	38
2.3	Neurowissenschaftlich fundierte Dual-Process Theorien	44
2.3.1	Reflektiv-Impulsiv Modell	45
2.3.2	Wissenschaftstheoretische Einordnung nach Kuhn	51
3	Systematische Einordnung der Beiträge	55
3.1	Beitrag 1	58
3.2	Beitrag 2	59
3.3	Beitrag 3	61

3.4	Beitrag 4	62
3.5	Beitrag 5	64
3.6	Beitrag 6	65
4	Ausgewählte Beiträge	71
4.1	Beitrag 1: Affecting consumers: A fMRI study on regulatory focus framed information in the field of animal welfare	71
4.1.1	Abstract	71
4.1.2	Extended abstract	72
4.2	Beitrag 2: Wahrnehmung der Nutztierhaltung – alles eine Frage der Kommunikation?	75
4.2.1	Einführung	75
4.2.2	Methoden und Ergebnisse	76
4.2.3	Ausblick und Implikationen	81
4.3	Beitrag 3: Online reviews as marketing placebo? First insights from NeuroIS utilising fNIRS	82
4.3.1	Abstract	82
4.3.2	Introduction	82
4.3.3	Research methodology	86
4.3.4	Results	90
4.3.5	Discussion	92
4.3.6	Limitations	93
4.3.7	Implications	93
4.4	Beitrag 4: Verbraucherinformationssystem	94
4.4.1	Beitrag 4.1: Zur Konzeption eines Verbraucherinformationssystems als Ergänzung – oder Alternative? – zum klassischen Informationslabel	94
4.4.2	Beitrag 4.2: Besser statt mehr! Vom Daten-DIY zur ‚Verbraucherinformatik‘	103
4.5	Beitrag 5: Measuring dIPFC signals to predict the success of merchandising elements at the Point-of-Sale – A fNIRS approach	106
4.5.1	Abstract	106
4.5.2	Introduction	107
4.5.3	Predicting success of PoS merchandising elements – the ‘duplo’ case	110
4.5.4	Materials and methods	114

4.5.5	Results	119
4.5.6	Discussion	122
4.5.7	Conclusion	125
4.5.8	Supplement material	126
4.6	Beitrag 6: Predicting sales of new consumer packaged products with fMRI, behavioral, survey, and market data	128
4.6.1	Abstract	128
4.6.2	Introduction	128
4.6.3	Literature review	130
4.6.4	Setting and data description	140
4.6.5	Data modeling and statistical analyses	146
4.6.6	Data details for estimation	148
4.6.7	Results	149
4.6.8	Managerial implications	160
4.6.9	Conclusion	162
4.6.10	Additional materials and methods: fMRI experiment	163
5	Zusammenfassung, Implikationen und Reflexion	179
5.1	Zusammenfassung der Ergebnisse	179
5.2	Handlungsimplicationen	182
5.2.1	Handlungsimplicationen für die Forschung	182
5.2.2	Handlungsimplicationen für die Praxis	193
5.3	Kritische Reflexion	199
6	Schlussbemerkung	205
	Literaturverzeichnis	207

Abkürzungsverzeichnis

ACC	anteriorer cingulärer Kortex
al	anteriore Inselregion
AIC	Akaike Information Criterion
AIDA	Attention-Interest-Desire-Action
ANOVA	Varianzanalyse
BDM	Becker-deGroot-Marschak
BESA	brain electrical source analysis
BGB	Bürgerliches Gesetzbuch
BI	Bibliographisches Institut
BLE	Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung
BOLD	blood oxygen level dependent
bpb	Bundeszentrale für politische Bildung
BSE	Bovine spongiforme Enzephalopathie; ‚Rinderwahn‘
BZL	Bundesinformationszentrum Landwirtschaft
<i>b</i>	Regressionskoeffizient <i>b</i>
Ch	Channel der fNIRS
cl	Zentiliter
cm	Zentimeter
D	Detector der fNIRS
<i>d</i>	Cohen’s <i>d</i> Wert
deoxy	deoxygeniert
dIPFC	dorsolateraler präfrontaler Kortex
DIY	Do-It-Yourself
dmPFC	dorsomedialer präfrontaler Kortex
EEG	Elektroenzephalographie
EKG	Elektrokardiogramm

EMG	Elektromyografie
EOG	Elektrookulografie
EPI	echo-planar
EPK	Ereignisprozesskette
ERP	Enterprise-Resource-Planning
<i>F</i>	statistischer F-Wert
FCB	First-Choice-Brand
FDR	False Discovery Rate
FWE	Familywise error rate
FWHM	Full Width at Half Maximum
GfdS	Gesellschaft für deutsche Sprache
GLM	Allgemeines lineares Modell
Hb	Hämoglobin
Hz	Hertz
IAT	Impliziter Assoziationstest
INFORMS	Institute for Operations Research and the Management Sciences
ISC	Inter-subject correlations
IS	Information System
ISI	Interstimulus Interval
ISMS	INFORMS Society of Marketing Science
ITI	Intertrial Interval
KKV	komparativer Konkurrenzvorteil
KM	Kommunikationsmaßnahme
IPFC	lateraler präfrontaler Kortex
<i>M</i>	arithmetisches Mittel
MAPE	Mean absolute percentage error
MEG	Magnetenzephalographie
MNI	Montreal Neurological Institute
MPE	Marketing Placebo Effekt
mPFC	medialer präfrontaler Kortex
(f)MRT / (f)MRI	(funktionale) Magnetresonanztomographie
ms	Millisekunde
MSE	mittlere quadratische Abweichung
<i>N</i>	gesamte Stichprobengröße
<i>n</i>	selektierte Stichprobengröße
NAcc	Nucleus Accumbens
NANDSC	National Advisory Neurological and Communicative Disorders and Stroke Council (U.S.)
(f)NIRS	(funktionale) Nahinfrarotspektroskopie

nm	Nanometer
NMSBA	Neuromarketing Science and Business Association
OFC	orbitofrontaler Kortex
OLS	Ordinary Least Squares
OSF	Open Science Framework
oxy	oxygeniert
<i>p</i>	statistischer p-Wert
PET	Positronenemissionstomographie
PFC	präfrontaler Kortex
PoP	Point-of-Purchase
PoS	Point-of-Sale
QR	Quick Response
QS	Qualität und Sicherheit GmbH
RMSE	Root Mean Squared Error
ROI (natw.)	Region-of-Interest
ROI (wirtsch.)	Return-on-Investment
r_p	Korrelationskoeffizient nach Pearson
r_s	Korrelationskoeffizient nach Spearman
S	Source der fNIRS
SAP R3	ERP-Software des deutschen Softwareunternehmens SAP
SCR	skin conductance response
<i>SD</i>	Standardabweichung
SJR	Scimago Journal & Country Rank
S-O-R	Stimulus-Organismus-Reaktion
s	Sekunde
<i>t</i>	statistischer t-Wert
TE	echo-time
TKM	Tierhaltungskommunikationsmaßnahmen
TR	repetition time
VHB	Verband deutscher Hochschullehrer für Betriebswirtschaft
VIS	Verbraucherinformationssystem
vIPFC	ventrolateraler präfrontaler Kortex
vmPFC	ventromedialer präfrontaler Kortex
vStr	ventrales Striatum
VuMA	Verbrauchs- und Medienanalyse
VZBV	Verbraucherzentrale Bundesverband
WTP	willingness-to-pay
η_p^2	partial eta-squared

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1.1	Schematischer Aufbau der Arbeit	10
Abbildung 2.1	Systematisierung der Disziplinen zur Consumer Decision Neuroscience	43
Abbildung 2.2	Überblick über das Reflektiv-Impulsiv Modell	51
Abbildung 3.1	Einordnung der Beiträge in das Reflektiv-Impulsiv Modell	56
Abbildung 4.1	Area showing increased activation after promotion focus framed information compared to prevention focus framed information	74
Abbildung 4.2	Versuchssequenz der experimentellen fMRT-Aufgabe	77
Abbildung 4.3	Neuraler regulatorischer Fokus Effekt	78
Abbildung 4.4	Neurale Wirkung von TKM	80
Abbildung 4.5	Experimental timeline of a single trial of the experimental task	88
Abbildung 4.6	The optode montage setup	89
Abbildung 4.7	Significant channels of the contrasts between reading and consumption phases	91
Abbildung 4.8	Informationsangebot und -bedarf im Zeitablauf	97
Abbildung 4.9	Konzeption eines vertikalen und horizontal differenzierten Multilayer Informationssystems	100
Abbildung 4.10	Datengewinnung und -verwaltung in einem VIS	102
Abbildung 4.11	Modell zur Erklärung des Informationsbedarfs	105
Abbildung 4.12	Merchandising elements of the product 'duplo'	111
Abbildung 4.13	Ranking of the six merchandising elements based on prior research	112

Abbildung 4.14	Schematic representation of a trial in the experimental task	115
Abbildung 4.15	fNIRS optode montage setup (topolayout) with marked regions representing Brodmann area 9 and 46	117
Abbildung 4.16	T-value coloured activation maps for the contrast of merchandising element against the implicit baseline	119
Abbildung 4.17	Scatterplot depicting the association between the Brodmann area 46 fNIRS-derived sales prediction value of the merchandising contrast, and actual product sales	120
Abbildung 4.18	Ranking of the six merchandising elements	121
Abbildung 4.19	Scatterplots depicting the association between the A. Brodmann area 9 fNIRS-derived sales prediction value of the merchandising contrast and B. total number of 1st position ratings of the fNIRS study with actual product sales (Kühn et al. 2016) expressed in percentage of the customers that bought the product on the display with the merchandising element. Pearson correlation presented in the grey box	126
Abbildung 4.20	Plots of the oxygenated hemoglobin concentrations aggregated across all participants for each merchandising element of every 22 channels	127
Abbildung 4.21	Overview methodological approach	136
Abbildung 4.22	Evolution of products sales in four product categories	141
Abbildung 4.23	Prediction accuracy for new launched products in the best-performing model (all data, out-of-sample)	152
Abbildung 4.24	fMRI task, adapted from the shop task of Knutson et al., 2007	166
Abbildung 4.25	Neural correlates of purchase decision (decision value) during the price period	170
Abbildung 4.26	Neural correlates of product desirability during product consideration phase	172
Abbildung 4.27	Overview of the products in the data set	174

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2.1	Definitionen der Decision Neuroscience	33
Tabelle 2.2	Definitionen der Consumer Neuroscience	39
Tabelle 3.1	Zusammenfassende Darstellung der Beiträge 1 bis 6	67
Tabelle 4.1	T-values of relevant channels for merchandising element contrasted to the implicit baseline	126
Tabelle 4.2	Summary of neuroforecasting literature	132
Tabelle 4.3	Summary statistics of market variables by product set ...	143
Tabelle 4.4	Summary statistics of survey variables by product set ...	145
Tabelle 4.5	Summary statistics of mean fMRI parameter estimates by product set	146
Tabelle 4.6	Fit and prediction accuracy	151
Tabelle 4.7	Parameter estimates of selected combinations of data types within the estimation set	154
Tabelle 4.8	Robustness checks for sales forecast	158
Tabelle 4.9	Evaluation of each data set	162
Tabelle 4.10	Descriptive statistics of socio-demographic characteristics	164
Tabelle 4.11	Neural correlates of participants' decision value (strong no to strong yes) during the product & price consideration and decision phase of the fMRI purchase task	171
Tabelle 4.12	Neural correlates of the perceived desirability of consumer items during product consideration phase in the fMRI purchase task	173

Tabelle 4.13	Parameter estimates of selected combinations of data types within the estimation set when adding vStr during product & price consideration phase	175
Tabelle 4.14	Fit and prediction accuracy when adding vStr during product & price consideration phase	176
Tabelle 5.1	Vergleich mobiler, neurophysiologischer Methoden. Mobile Versionen der EEG, MEG und fNIRS werden anhand verschiedener Dimensionen bewertet	189

Formelverzeichnis

Formel 1	Von-Neumann-Morgenstern Erwartungsnutzenfunktion	16
Formel 2	Fishbein Modell	21
Formel 3	Formula for fNIRS-derived sales prediction value	118
Formel 4	Mean absolute percentage error	139
Formel 5	Equation to include four data types	147
Formel 6	Equation including market data	147
Formel 7	Equation including market and representative survey data ...	147
Formel 8	Accuracy measure	149
Formel 9	Equation to calculate benefit of data set	161



1.1 Relevanz der Consumer Decision Neuroscience für die Marketingforschung

Ein wesentlicher Bestandteil des Marketing ist es, Austauschprozesse in Märkten¹ effektiv und bedürfnisgerecht zu gestalten (Meffert, Burmann, Kirchgeorg, & Eisenbeiß, 2019). Im modernen Verständnis des Marketing als marktorientierte Unternehmensführung fokussiert dieses die Bedürfnisse von nachfragenden Gruppen bei allen Unternehmensaktivitäten und bildet somit die Schnittstelle zwischen Markt und Unternehmen (Meffert et al., 2019). Die konsequente Ausrichtung aller marktbezogenen Unternehmensaktivitäten, insbesondere an den Bedürfnissen der Kundinnen/Kunden² soll langfristig sicherstellen, dass Unternehmensziele erreicht werden (Meffert et al., 2019). Entsprechend ist ein zentrales Ziel des Marketing, Bedürfnisse und Verhalten der Kundinnen/Kunden zu verstehen, zu antizipieren und zu befriedigen (Meffert et al., 2019). Um Marketingentscheidungen zu treffen (Meffert, 1974; Meffert et al., 2019) und einen Kundennutzen zu

¹ In der betriebswirtschaftlich orientierten Definition werden Märkte u. a. als Gesamtheit der Beziehungen zwischen Angebot und Nachfrage betrachtet (Kreikebaum et al., 2011).

² In der Definition nach Meffert werden Käuferinnen/Käufern oder, aus Perspektive des Anbietenden, Kundinnen/Kunden betrachtet, worunter sowohl Privatpersonen als auch Unternehmen und Institutionen zählen (Meffert, 1974; Meffert et al., 2019). Es kann in Konsumentinnen/Konsumenten spezifiziert werden (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019), wenn es sich um die Nachfrage einer Privatperson handelt (Meffert et al., 2019). Da entsprechend Konsumentinnen/Konsumenten unter Kundinnen/Kunden subsumiert werden können, wird diese nachfragende Gruppe ebenfalls adressiert. Da in der vorliegenden Arbeit insbesondere das Konsum- und Entscheidungsverhalten von Privatpersonen untersucht wird, werden nach Möglichkeit jedoch immer beide nachfragenden Gruppen genannt (Kenning, 2020). Eine Differenzierung der verschiedenen Begrifflichkeiten erfolgt in Kapitel 2.

generieren, ist ein möglichst umfassendes Verständnis der Bedürfnisse der Kundinnen/Kunden notwendig. Die Analyse und Antizipation der zugrundeliegenden Bedürfnisse durch Nutzung geeigneter Methoden stellt die zentrale Aufgabe der Marketingforschung dar (Meffert et al., 2019).

Daher bilden oftmals Erkenntnisse aus der Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung die Grundlage für Marketingentscheidungen, um Kauf- und Konsumententscheidungen³ erklären zu können und daraus ableitend Determinanten für das Verhalten von Kundinnen/Kunden sowie Konsumentinnen/Konsumenten⁴ zu identifizieren (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Meffert et al., 2019). Da das geäußerte Verhalten bereits das Ergebnis eines abgeschlossenen Prozesses darstellt, auf den nur noch begrenzt Einfluss genommen werden kann, sind insbesondere leistungsfähige Erklärungsansätze, die die vorgelagerten Entscheidungsprozesse für Kauf- und Konsumverhalten erfassen, für die Marketingforschung von großem Interesse (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Meffert et al., 2019). In diesem Zusammenhang zeichnet sich die Marketingforschung und im Speziellen die Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung durch Interdisziplinarität⁵ aus, wobei verschiedene Ansätze aus betriebswirtschaftlich fachfremden Disziplinen wie beispielsweise der Psychologie, Soziologie, Verhaltensbiologie oder auch den Neurowissenschaften integriert werden, um Entscheidungsprozesse des Kauf- und Konsumverhaltens zu beschreiben und zu erklären (Kenning, 2020; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019).

Dabei geht man über ökonomische Ansätze des *Homo Oeconomicus*⁶ zur Erklärung des Verhaltens hinaus (Von Neumann & Morgenstern, 2007; Zinkhan,

³ Im Englischen *Consumer Decision*.

⁴ Im Englischen *Consumer Behaviour*.

⁵ Interdisziplinarität bezeichnet die Integration mehrerer wissenschaftlicher Fachrichtungen, wobei das Verständnis einer Fachrichtung graduell variiert und vom enger gefassten Sinn der Teildisziplinen innerhalb einer Fachrichtung (z. B. in den Wirtschaftswissenschaften eine Interdisziplinarität zwischen Marketing und Controlling), bis hin zum Zusammenschluss differenzierter Fachdisziplinen, die sich in Forschungsgegenstand, Methoden, Erkenntnisinteressen, Theorien und Arbeitsstilen unterscheiden können (z. B. Psychologie und Marketing), gefasst werden kann (Dejila & Di Giulio, 1998; Weingart, 1997). In dieser Arbeit wird ein weitgefasstes Verständnis der Interdisziplinarität zugrunde gelegt, welches fachfremde Methoden, Theorien und Arbeitsstile der Betriebswirtschaft umfasst.

⁶ Der *Homo Oeconomicus* ist die „Modellvorstellung der Wirtschaftstheorie eines idealen, ausschließlich nach wirtschaftlichen Gesichtspunkten denkenden und handelnden Menschen“ (Pollert, Kirchner, Pollert, & Bauer, 2016, S. 23), der nur ökonomische Ziele kennt und durch rationales Verhalten motiviert ist, um anhand vollständiger Kenntnis aller Entscheidungsmöglichkeiten und Informationen den größtmöglichen Nutzen zu erzielen (Pollert et al., 2016).

1992), um tatsächliches Entscheidungsverhalten möglichst umfassend darstellen zu können (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Meffert et al., 2019). Über die Entwicklung von (neo-)behavioristischen Forschungsansätzen (Pavlov, 1927; Skinner, 1938; Watson & Rayner, 1920) ist man letztlich zu Verhaltensmodellen gelangt, die übergreifend als Stimulus-Organismus-Reaktion (S-O-R) Modelle⁷ beschrieben werden können (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Meffert et al., 2019). Konträr zu den zunächst vorherrschenden behavioristischen Modellen, auch S-R Modelle genannt (Kenning, 2020; Meffert et al., 2019), stellen die S-O-R Modelle den Organismus, entsprechend das O, in den Fokus und versuchen die Informationsverarbeitungsprozesse und dort intervenierenden Variablen über Indikatoren und latente Konstrukte⁸ abzubilden (Bray, 2000; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019). In diesem Zusammenhang öffnete sich die Wirtschaftswissenschaft und Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung zunehmend anderen Ansätzen und Disziplinen⁹, um weiterführende Einblicke in die zugrundeliegenden¹⁰ Prozesse des Organismus bei der Entscheidungsfindung zu erlangen (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019).

Die Erweiterung im Hinblick auf den Organismus ermöglichte es, neue Perspektiven auf die zugrundeliegenden Variablen und Prozesse zu erlangen, diese zu beschreiben und zu bemessen. Durch die Diversifikation der Methoden, Theorien und Arbeitsstile entstehen fruchtbare Synergien, aber auch konträre Perspektiven im Hinblick auf die Vorgehensweise, wie fundamentale Fragestellungen zu

⁷ In der Literatur lassen sich mehrere Wissenschaftler finden, die dieses Modell begründet haben und in die unterschiedlichen Disziplinen einführen, dazu zählen u. a. Woodworth (Woodworth, 1929) und Hebb (Hebb, 1958) (Bray, 2000; Cziko, 2000).

⁸ Latente Konstrukte werden insbesondere im Rahmen der statistischen Strukturgleichungsmodellierung verwendet, die in der Marketingforschung ein dominierendes Analyseverfahren darstellt (Hildebrandt & Temme, 2005; Meffert et al., 2019).

⁹ Diese Entwicklung manifestierte sich insbesondere durch die Vergabe des Nobelpreises für Wirtschaftswissenschaften im Jahre 2002 an Kahneman (Nobel Media AB, 2002), der den Preis mit Smith teilte. Den Nobelpreis erhielt Kahneman für die Einführung psychologischer Forschung in die Wirtschaftswissenschaft (Nobel Media AB, 2002), insbesondere durch seine Publikationen zur Prospect Theory (Kahneman & Tversky, 1979) und der heuristischen Entscheidungsfindung (Kahneman & Tversky, 1984) mit seinem Kollegen Amos Tversky (*16.03.1937 †02.06.1996).

¹⁰ Es wird bewusst von *zugrundeliegenden* und nicht *dahinterliegenden* Prozessen gesprochen, da ein zugrundeliegender Prozess impliziert, dass dieser das Verhalten begründet und direkt durch das Bemessen von Verhalten quantifiziert werden kann, wohingegen *dahinterliegend* darauf hinweist, dass diese Prozesse dem Verhalten hinterlegt sind und sich nicht direkt durch dieses messen lassen. Darüber hinaus wird *zugrunde liegen* im Duden definiert als „einer Sache als Grundlage dienen; die Grundlage für etwas bilden“ (Dudenredaktion, 2020b), wohingegen *dahinterliegend* im Duden nicht definiert ist.

erörtern sind¹¹. In diesem Zusammenhang lassen sich zwei Positionen identifizieren, wie wissenschaftliche Erkenntnisse zu generieren und zu präzisieren sind, um die Forschung zu Entscheidungsprozessen weiterzuentwickeln (Gigerenzer, 1996; Kahneman & Tversky, 1996). Dabei könnte Fortschritt durch gezielte und verfeinerte Untersuchung von Phänomenen erreicht werden (Kahneman & Tversky, 1996), jedoch sollte das ultimative Ziel sein, die Bedingungen und Prozesse zu identifizieren, die den Phänomenen zugrunde liegen, um Erkenntnisse im Rahmen einer übergeordneten Prozesstheorie zu interpretieren (Gigerenzer, 1996)^{12,13}. Demzufolge liegt auch das ultimative Ziel der Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung darin, ein Modell zu entwickeln, das die zugrundeliegenden Prozesse beschreibt, um Entscheidungen und Verhalten umfassend erklären zu können (Gigerenzer, 1996).

¹¹ Bezeichnend hierfür ist eine Diskussion zwischen Kahneman und Tversky mit Gigerenzer über die Herangehensweisen und Weiterentwicklungen der (Konsumenten-)Verhaltensforschung, insbesondere über das Verständnis und die Interpretation von Heuristiken. In mehreren Publikationen (Gigerenzer, 1991, 1993, 1996; Kahneman & Tversky, 1984, 1996; Tversky & Kahneman, 1974) kritisierte Gigerenzer die Annahmen und Schlüsse von Kahneman und Tversky über die Funktionsweise von Heuristiken, u. a. der Verzerrungen der Selbstüberschätzung (Overconfidence Bias: „Entscheider sind overconfident, wenn sie ihre eigenen Urteile für präziser halten als sie es tatsächlich sind“; Gillenkirch, 2020), des konjunktiven Fehlschlusses (Conjunction Fallacy: „[Die Wahrscheinlichkeit] von zwei konjunktiv verknüpften Ereignissen [wird als] größer [erachtet] als die Wahrscheinlichkeiten für jedes der beiden Einzelereignisse“; Wenninger, 2000) und des Prävalenzfehlers (Base-Rate Neglect: „Informationen für eine bedingte Wahrscheinlichkeit einer einzelnen Variable und Informationen für die statistische Grundgesamtheit [werden] vermischt“; Glaser, 2019). Laut Gigerenzer liegt diesen angeblichen Verzerrungen im Entscheidungsverhalten eine ökologische Rationalität („ein funktionelles Verständnis von rationalem Verhalten, das die Passung zwischen Kognition und Umwelt analysiert“; Wirtz, 2020) zugrunde, die durch eine probabilistische Darstellungsweise, wie bei Kahneman und Tversky unterstellt, fehlerhaft erscheinen, jedoch durch frequenzbasierte Interpretationen mit Einbezug inhaltlicher Kontexte erklärt werden können (Gigerenzer, 1991, 1993; Wirtz, 2020). Für eine detaillierte Analyse der Argumente vgl. z. B. Collins, 2019; Polonioli, 2012; Vranas, 2000.

¹² Gigerenzers ultimatives Ziel wird durch folgendes Zitat deutlich: “I am concerned with understanding the processes and do not believe that counting studies in which people do or do not conform to norms leads to much. If one knows the process, one can design any number of studies wherein people will or will not do well” (Gigerenzer, 1996, S. 594).

¹³ Können neue Phänomene nicht innerhalb einer vorherrschenden Theorie interpretiert werden, können diese als paradox beschrieben werden und darauf hinweisen, dass die unterstellten Prozesse weiterentwickelt werden müssen, da sie nicht umfassend genug sind, um Entscheidungsverhalten ganzheitlich zu verstehen (Cantini & Bruni, 2017; Kenning, 2019). Zu Beginn von Abschnitt 2.1.4. wird auf diesen Aspekt noch einmal eingegangen.

Diesem Ziel folgend wurden im Laufe der Jahre eine Reihe an Modellen entwickelt, die versuchen Entscheidungsprozesse (umfassend) abzubilden (Bänsch, 1996; Bray, 2000; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Kuß & Tomczak, 2007). Dabei kann jedoch ein hoher Grad an Abstraktion eine beobachtbare Quantifizierung der oftmals impliziten, intervenierenden, latenten Konstrukte einschränken (Bray, 2000; Hebb, 1958; Jacoby, 2002). Des Weiteren kann ein rein kognitiv beschriebener Prozess zwar Abwägungsentscheidungen erklären (Ajzen, 1991; Blackwell, Miniard, & Engel, 2001; Fishbein & Ajzen, 1975; Howard & Sheth, 1969), jedoch komplexere Entscheidungsprozesse von extensiv über limitiert bis habitualisiert hin zu impulsiven Kaufentscheidungen nicht umfassend abbilden (Bänsch, 1996; Kuß & Tomczak, 2007; Weinberg, 1981). Entsprechend konstituierten sich Ansätze, die sowohl kognitive Prozesse als auch implizite, impulsive Prozesse integrieren. Aus der Psychologie kommend werden diese Ansätze übergeordnet als Dual-Process Theorien beschrieben (Chaiken & Trope, 1999; Evans & Stanovich, 2013; Gawronski & Creighton, 2013; Reyna & Brainerd, 2011). Das definierende Charakteristikum dieser Theorien ist, dass dem Entscheidungsprozess zwei mentale Prozesstypen unterstellt werden, die nach unterschiedlichen Verarbeitungslogiken operieren (Chaiken & Trope, 1999; Gawronski & Creighton, 2013). Zunächst zur Erklärung einzelner Phänomene aufgestellt, konnten alsdann phänomenunabhängige und -übergreifende Prinzipien der unterstellten Verarbeitungsprozesse identifiziert werden, die anschließend in generalisierten Dual-Process Modellen zusammengefasst wurden (Gawronski & Creighton, 2013). Durch diese Modelle können sowohl kognitiv getroffene, extensive Entscheidungen, als auch limitierte, habitualisierte oder impulsive Entscheidungsprozesse erklärt werden (Gawronski & Creighton, 2013; Weinberg, 1981).

Auch wenn Dual-Process Theorien Entscheidungsprozesse in vielen Fällen erklären können, gibt es anhaltende Kritik an der Plausibilität dieser Ansätze, da die Differenzierung in zwei mentale Prozesse zunächst willkürlich erscheint und Entscheidungsverhalten ebenso durch ein- oder mehrgliedrige Verarbeitungsprozesse beschrieben werden kann (Evans & Stanovich, 2013; Kruglanski & Gigerenzer, 2011; Marewski, Gaissmaier, & Gigerenzer, 2010). Als wesentliches Argument in dieser Diskussion dient oftmals die biologische Plausibilität (Evans & Stanovich, 2013; Kruglanski & Gigerenzer, 2011)¹⁴. Entsprechend scheint generell ein biologischer Determinismus unterstellt zu werden, das heißt,

¹⁴ Dabei sahen sich Dual-Process Modelle anfänglich u. a. durch Split-Brain Erkenntnisse bestätigt (LeDoux & Gazzaniga, 1981; Puccetti, 1981). Unter Split-Brain versteht man die neurologischen Eingriffe, die im Rahmen der Epilepsieforschung u. a. von Sperry und Gazzaniga durchgeführt wurden (Gazzaniga, 1967; Sperry, 1967), bei denen den Betroffenen der

Entscheidungen sind hauptsächlich durch biologische Prozesse bestimmt und das Gehirn stellt in diesem Zusammenhang das zentrale Organ dar, um mit der Umwelt zu interagieren¹⁵ (Hanser, 2000). Auch wenn sich aus dieser Ansicht heraus philosophische Fragestellungen nach Willensfreiheit aus einem Zielkonflikt zwischen einem intuitiv evidenten Freiheitsbewusstsein und dem Bedürfnis nach einem kohärenten Modell über die Natur des Menschen ergeben¹⁶ (Habermans, 2005; Keil, 2018; Vollmer, 1994), sollten Modelle, die den Anspruch erheben Entscheidungsverhalten umfassend erklären zu können, biologisch plausibel sein und sich nach Möglichkeit in neuralen Prozessen widerspiegeln.

Aufgrund des technischen Fortschritts und der interdisziplinären Öffnung der Neurowissenschaften ist es in der heutigen wissenschaftlichen Praxis möglich, neurophysiologische Prozesse während der Entscheidungsfindung direkt im Organismus zu messen und Modelle im Bezug hierauf zu prüfen und zu modifizieren (Huettel, 2010; Kroeber-Riel, 1979; Smith & Huettel, 2010; Yoon et al., 2012). Durch die Möglichkeit der Identifizierung und Quantifizierung neurophysiologischer Prozesse, die der Entscheidung zugrunde liegen, wird das zuvor avisierte, zentrale und ultimative Ziel der Formulierung eines umfassenden, zugrundeliegenden und einheitlichen Modells – einer *Unified Theory*¹⁷ – über die menschlichen Entscheidungsprozesse erreichbar (Camerer, Loewenstein, & Prelec, 2005; Foxall, 2008; Gigerenzer, 1996; Glimcher & Rustichini, 2004; Kenning & Plassmann, 2005).

Hirnbalken (Verbindung beider Gehirnhemisphären oberhalb des medial gelegenen Thalamus) durchtrennt wurde und diese anschließend unter experimentellen Umständen Auffälligkeiten in Verarbeitungsprozessen aufwies. Sperry erhielt für seine Forschung hierzu 1981 den Nobelpreis der Medizin (Nobel Media AB, 2020).

¹⁵ Eine in diesem Zusammenhang radikale Ansicht wird von dem Neurowissenschaftler Llinás vertreten. Anhand von primitiven Meerestieren (lat. Ascidiacea), die nach ihrer mobilen Larvenphase ihr hirnhähnliches Ganglion verdauen, argumentiert Llinás, dass das Gehirn lediglich dazu dient, sich anhand von sensorischen Reizen aktiv in der Umgebung zu bewegen. Die Fähigkeit der Vorhersage stellt dementsprechend die zentrale Gehirnfunktion dar, welche jedes Verhalten determiniert (Llinás, 2001).

¹⁶ Habermans sieht diese beiden Anliegen als inkommensurabel an, sodass diese nicht aufeinander reduziert werden können (Habermans, 2005), womit beide Perspektiven – die des Beobachters und die des Teilnehmers – beachtet werden müssen. Gleichzeitig unterstellen Andere, dass der Mensch Teil der Natur ist und durch die Adaption an diese in seiner Wahrnehmung und Denkfähigkeit beschränkt ist, sodass er diese niemals vollständig verstehen und beherrschen kann (Vollmer, 1994). Für weitere Ausführungen zu dieser philosophischen Fragestellung vgl. Habermans, 2005; Keil, 2018; Vollmer, 1994.

¹⁷ Hier und im Folgenden soll unter *Unified Theory* dieses übergeordnete Ziel verstanden werden, das der (*Consumer*) *Decision Neuroscience* und damit der vorliegenden Arbeit zugrunde liegt.

Auch wenn das Potenzial der Neurowissenschaften für die Marketingforschung generell und für die Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung im Speziellen schon frühzeitig erkannt wurde (Kroeber-Riel, 1979; Krugman, 1971), wurde dieses erst nach einer jahrelangen Abstinenz (Saad, 2008) und begünstigt durch die *Decade of the brain* (Goldstein, 1994; NANDSC, 1989; Tandon, 2000) in der Forschung genutzt (Kenning, 2020). Mit ersten Studien in der Ökonomie (Sanfey, Rilling, Aronson, Nystrom, & Cohen, 2003) und später auch in der Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung (McClure et al., 2004) entstanden erste, grundlegende, neurophysiologische Erkenntnisse über die Prozesse der Entscheidungsfindung. Es konstituierte sich das Forschungsfeld der *Decision Neuroscience* (Shiv et al., 2005), in dem Möglichkeiten der Neurowissenschaften für den Fortschritt der Entscheidungsforschung genutzt werden. Da die Marketingforschung und im Speziellen die Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung, wie zuvor bereits erwähnt, sich insbesondere durch einen interdisziplinären Charakter und methodische Offenheit gegenüber benachbarten Disziplinen auszeichnen, ist es kaum verwunderlich, dass neurowissenschaftliche Methoden und Ansätze aufgenommen wurden, um neurale Verarbeitungsprozesse von Konsumentinnen/Konsumenten zu untersuchen und damit das Forschungsfeld der *Consumer Neuroscience* zu begründen (Karmarkar & Yoon, 2016; Kenning, Plassmann, & Ahlert, 2007; Plassmann, Venkatraman, Huettel, & Yoon, 2015; Yoon et al., 2012). Mit explizitem Fokus der Integration neurowissenschaftlicher Erkenntnisse, Methoden und Theorien auf die Entscheidungsfindung (*Decision Neuroscience*) von Konsumentinnen/ Konsumenten (*Consumer Neuroscience*) und dem übergeordneten Ziel, eine *Unified Theory* zur Erklärung von Entscheidungsverhalten zu beschreiben, definiert sich das spezifische Forschungsfeld der *Consumer Decision Neuroscience*¹⁸.

Wie in den vorangegangenen Ausführungen zu erkennen, hat eine kognitive Krise¹⁹ mit (neo-)behavioristischen Ansätze dazu geführt, dass der Organismus als entscheidendes, intermediierendes Element fokussiert wurde, dem kognitive

¹⁸ Eine detaillierte Differenzierung, Abgrenzung und Definition der verschiedenen Teildisziplinen erfolgt in Abschnitt 2.2.

¹⁹ Hiermit wird implizit auf den wissenschaftstheoretischen Ansatz von Kuhn (Kuhn, 1979) hingewiesen, der davon ausgeht, dass eine Wissenschaft Rahmenbedingungen (Paradigmen) definiert, innerhalb derer wissenschaftliche Aktivitäten stattfinden, wobei eine Krise aus wachsenden Misserfolgen eines vorherrschenden Paradigmas entstehen kann, die zur Widerlegung dieses führen sowie eine Verdrängung durch alternative Paradigmen (Revolution) begünstigen (Chalmers, 1999; Kuhn, 1979). In Abschnitt 2.3.2 wird diese wissenschaftstheoretische Einordnung näher beschrieben.

und implizite Prozesse unterstellt werden. Durch den revolutionären²⁰ wissenschaftlichen Fortschritt unter anderem auch aufgrund der Integration von neurowissenschaftlichen Erkenntnissen, Theorien, Konzepten und Methoden zur fundamentalen Untersuchung des Organismus und hierbei im Spezifischen der Untersuchung von Entscheidungsprozessen bei Konsumentinnen/Konsumenten, konnte sich das relativ junge, noch wachsende Forschungsfeld der *Consumer Decision Neuroscience* entwickeln (Kenning, 2020). Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird das Forschungsfeld der *Consumer Decision Neuroscience* definiert und von anderen Fachrichtungen differenziert, um anhand der wissenschaftlichen Beiträge, Erkenntnisse für die Forschung und Praxis auf theoretischer und methodischer Ebene herzuleiten und die Weiterentwicklung der Disziplin und insbesondere der Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung zu ermöglichen.

Im derzeitigen wissenschaftstheoretischen Status der *Consumer Decision Neuroscience* besteht eine große Varianz in den zugrundeliegenden, theoretischen Rahmenbedingungen, in methodischen Herangehensweisen und entsprechend auch in der Interpretation von Forschungsergebnissen, die mittels einer *Unified Theory* zusammengeführt werden sollen. In diesem Prozess eingebettet und dem übergeordneten Ziel folgend, sollen in der vorliegenden Arbeit durch ausgewählte Beiträge im Bereich der *Consumer Decision Neuroscience* Evidenzen für zugrundeliegende Entscheidungsprozesse geliefert und diese in einen theoretisch konzeptionellen Rahmen eingegliedert werden. Unter Berücksichtigung eines neurowissenschaftlich fundierten Dual-Process Modells (Strack & Deutsch, 2004), sollen durch die ausgewählten Beiträge implizite, impulsive Prozesse und deren Interaktion mit expliziten, reflektiven Prozessen anhand verschiedener methodischer, neurowissenschaftlich fundierter Herangehensweisen empirisch nachgewiesen werden. Des Weiteren soll gezeigt werden, dass durch die Annahme eines neurowissenschaftlich fundierten Modells Entscheidungen von Konsumentinnen/Konsumenten effektiver unterstützt werden können und das damit verbundene Verhalten erfolgreich vorhergesagt werden kann. Explizit ergeben sich hieraus folgende Forschungsfragen:

²⁰ Hiermit wird implizit im Rahmen des wissenschaftstheoretischen Ansatzes von Kuhn (Kuhn, 1979) auf eine Revolution hingewiesen, die den Wechsel zwischen zwei Paradigmen darstellt (Chalmers, 1999; Kuhn, 1979). In Abschnitt 2.3.2 wird diese wissenschaftstheoretische Einordnung näher beschrieben.

Bietet ein neurowissenschaftlich fundiertes Modell einen Rahmen für die *Consumer Decision Neuroscience*, um zugrundeliegende Prozesse von Entscheidungen von Konsumentinnen/Konsumenten umfassend beschreiben zu können?

Können durch Annahmen eines neurowissenschaftlich fundierten Modells Entscheidungen von Konsumentinnen/Konsumenten effektiver unterstützt und erfolgreich vorhergesagt werden?

1.2 Gang der Arbeit

Um diese Forschungsfragen zu beantworten, gliedert sich die vorliegende Arbeit in fünf Kapitel, die am Ende in einer übergreifenden Schlussfolgerung zusammenfließen. Bisher wurde in *Kapitel 1* die wissenschaftliche Relevanz der vorliegenden Arbeit im zeitlichen Bezug und disziplinären Kontext dargestellt sowie die sich daraus ergebende Zielsetzung abgeleitet. Im folgenden *Kapitel 2* werden die theoretischen und begrifflichen Grundlagen der *Consumer Decision Neuroscience* dargestellt. Dabei werden in *Abschnitt 2.1* zunächst ökonomische, behavioristische und kognitive Ansätze beschrieben, wobei das Kapitel mit ersten Dual-Process Theorien und dazugehörigen Kritikpunkten endet, die eine theoretische Weiterentwicklung der Modelle durch die Integration von neurowissenschaftlichen Erkenntnissen zur Erklärung von Konsumentenentscheidungsprozessen avisieren. Die Forschungsgebiete, die sich aus dieser neurowissenschaftlichen Integration ergeben, werden in *Abschnitt 2.2* definiert, systematisiert und differenziert, um anschließend das daraus entstandene Forschungsgebiet der *Consumer Decision Neuroscience* von bestehenden Forschungsgebieten abzugrenzen. Aufbauend auf den beiden vorangegangenen Kapiteln, wird in *Abschnitt 2.3* anschließend das *Reflektiv-Impulsiv Modell* als eine neurowissenschaftlich fundierte Dual-Process Theorie vorgestellt, die als konzeptioneller Rahmen der vorliegenden Arbeit dient. Diese theoretische Grundlage dient alsdann in *Kapitel 3* der Einordnung der ausgewählten Beiträge. In diesem Zusammenhang werden die wesentlichen inhaltlichen Aspekte der einzelnen Beiträge beschrieben und erläutert. In *Kapitel 4* werden die ausgewählten Beiträge dargestellt. Im abschließenden *Kapitel 5* werden die wesentlichen

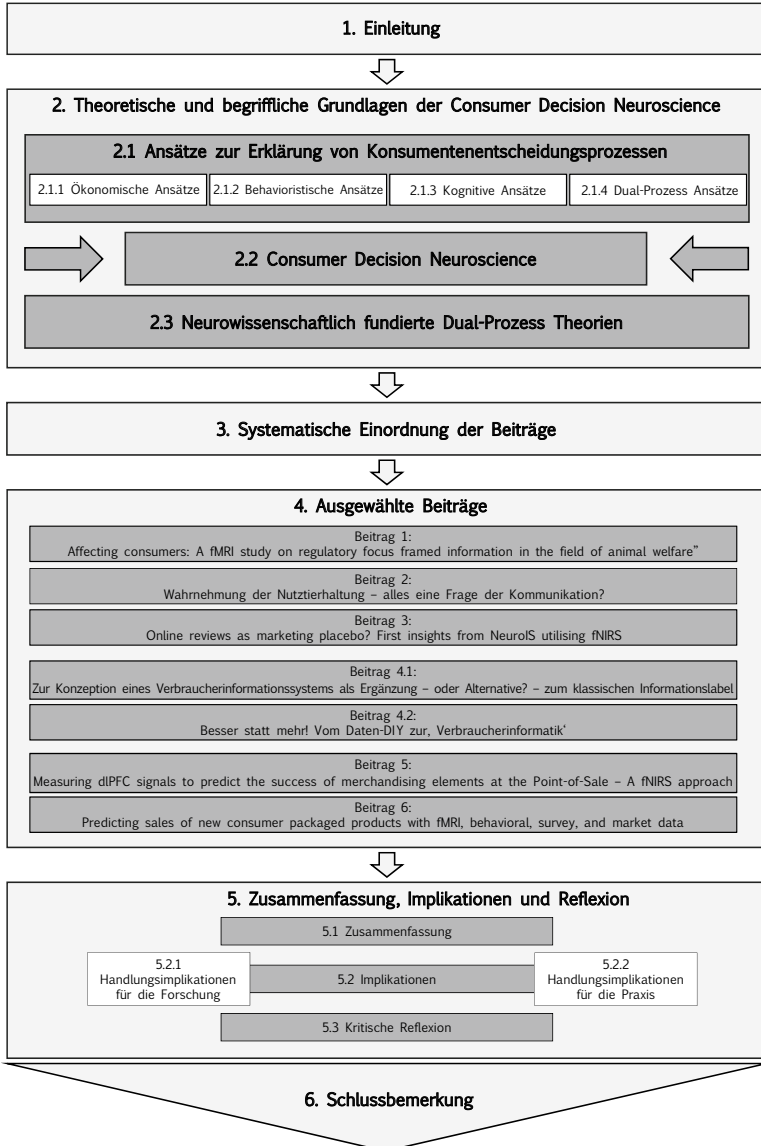


Abbildung 1.1 Schematischer Aufbau der Arbeit. Die vorliegende Arbeit gliedert sich in sechs Kapitel in denen die *Consumer Decision Neuroscience* anhand ausgewählter Beiträge, die in ein zugrundeliegendes, neurowissenschaftlich fundiertes Modell eingeordnet werden, vorgestellt wird

Erkenntnisse zusammengefasst (*Abschnitt 5.1*) und die daraus ableitbaren Implikationen für die Forschung und Praxis beschrieben (*Abschnitt 5.2*). Nachdem die vorliegende Arbeit vor dem Hintergrund theoretischer Weiterentwicklung kritisch reflektiert wurde (*Abschnitt 5.3*), erfolgt am Ende im letzten *Kapitel 6* eine zusammenfassende Schlussbemerkung.

Eine schematische Zusammenfassung des Aufbaus der vorliegenden Arbeit kann *Abbildung 1.1* entnommen werden.

Open Access Dieses Kapitel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>) veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Kapitel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.





Theoretische und begriffliche Grundlagen der Consumer Decision Neuroscience

2

Ein umfassendes Verständnis über das Entscheidungsverhalten von in Märkten agierenden Personen zu erhalten ist ein wesentliches Ziel der Marketingforschung generell und der Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung im Speziellen (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Meffert et al., 2019). In diesem Zusammenhang ist der Mensch das zentrale Untersuchungsobjekt und wird insbesondere in der deutschsprachigen Literatur mit einer Vielzahl an Begriffen beschrieben, die anhand ihres Bezugsrahmens differenziert werden können (Bruhn, 2019; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Meffert et al., 2019). Im Marketing steht üblicherweise Kaufverhalten im Fokus und, bezogen auf den Erwerb eines Produktes, entsprechend Käuferinnen/Käufer oder aus der Perspektive des Anbietenden Kundinnen/Kunden (= Customers; American Marketing Association, 2017; Meffert, 1974; Meffert et al., 2019). Als nachfragende Gruppen zählen hierzu sowohl Privatpersonen als auch Unternehmen sowie öffentliche und andere Institutionen (Meffert et al., 2019). Bezieht sich die Nachfrage auf eine Privatperson kann auch von Konsumentinnen/Konsumenten gesprochen werden (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019). Da sich die Marketingforschung oftmals auf beide nachfragenden Gruppen bezieht, spricht man in der Regel auch von Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung (Kenning, 2020). In dieser Arbeit beschreibt der Begriff *Consumer* das wesentliche Untersuchungsobjekt. Dieser Terminus soll im Folgenden definiert werden, um ein einheitliches Verständnis zu erhalten.

Der aus dem Anglo-amerikanischen übernommene Begriff *Consumer* ist im Deutschen im gleichem Maße mit Konsumentin/Konsument und Verbraucherin/Verbraucher zu übersetzen (Bauer, 2013; Blackwell et al., 2001; Kollat,

Engel, & Blackwell, 1970; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019). Diese beiden Begriffe werden entsprechend in der wirtschaftswissenschaftlichen Literatur oftmals synonym verwendet, wobei die definitorischen Grenzen verschwimmen (Bauer, 2013; Brockhaus, 2020; Meffert et al., 2019). Grundsätzlich soll durch diesen Begriff die letzte Gruppe der Nachfrage in einer Reihe von ökonomischen Aktivitäten beschrieben werden (Lehmann, 1998; Meffert et al., 2019). Wie bereits oben erwähnt, wird der Begriff Käuferinnen/Käufer oder, aus der Perspektive des Anbietenden, je nach Beständigkeit der Angebot-Nachfrage-Beziehung¹, der Begriff Kundinnen/Kunden, sowohl für private als auch gewerbliche Gruppen der Nachfrage verwendet (Brockhaus, 2018; Deichsel, 2014; Hellmann, 2019; Lehmann, 1998; Meffert et al., 2019). Im Gegensatz dazu konkretisiert der im gesetzlichen² und gesellschaftspolitischen Bereich verwendete Begriff Verbraucherinnen/Verbraucher (bpb, 2016; Kenning, Oehler, Reisch, & Grugel, 2017) lediglich die Nachfrage einer Privatperson nach einem Konsumgut³ oder einer Leistung⁴ (Brockhaus, 2020; GfdS, 2017; Kenning et al., 2017). Dabei wird bei Verbraucherinnen/Verbrauchern, im Gegensatz zu Nutzerinnen/Nutzern, eine Nachfrage vor der Nutzung eines Konsumgutes oder einer Leistung vorausgesetzt (Meffert et al., 2019). Zudem bleibt bei der Bezeichnung Nutzerinnen/Nutzer, welche aus dem sozialwissenschaftlichen Kontext übernommen wurde, offen, ob und welche Entscheidungs- und Handlungsprozesse die Nutzung begleiten, wie beispielsweise die Freiwilligkeit der Nutzung (Bauer, 2001; Bruhn, 2019).

Verbraucherinnen/Verbraucher können als Konsumentinnen/Konsumenten spezifiziert werden, sofern der Ge- oder Verbrauch eines Konsumobjektes erfolgt, was bedeutet, dass dieses aufgenommen, verarbeitet und verwendet wird (Bruhn, 2019; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Swoboda & Foscht, 2018). Die Verwendung lässt sich sowohl quantitativ, durch ein- oder mehrmalige Nutzung (Meffert et al., 2019), als auch qualitativ differenzieren. Im enger gefassten Sinne lässt sich diese Qualität lediglich als physische Form interpretieren, jedoch soll dieser Arbeit vor dem neurowissenschaftlichen Hintergrund eine

¹ Käuferinnen/Käufer können von Kundinnen/Kunden sowohl aufgrund der Betrachtungsperspektive (Kundinnen/Kunden aus Sicht der Angebotsseite) unterschieden werden (Meffert et al., 2019), als auch anhand des erstmaligen (Käuferinnen/Käufer) und mehrmaligen (Kundinnen/Kunden) Erwerbs eines Produktes differenziert werden (Deichsel, 2014).

² § 13 BGB: „Verbraucher ist jede natürliche Person, die ein Rechtsgeschäft zu Zwecken abschließt, die überwiegend weder ihrer gewerblichen noch ihrer selbständigen beruflichen Tätigkeit zugerechnet werden können“.

³ Als Konsumgut sind sowohl langlebige Gebrauchsgüter zur mehrmaligen Verwendung als auch kurzlebige Verbrauchsgüter zur einmaligen Nutzung zu verstehen (Meffert et al., 2019).

⁴ Konsumgüter und Leistungen können als Konsumobjekte zusammengefasst werden.

erweiterte Interpretation zugrunde gelegt werden, die ebenso eine Verwendung auf psychologischer oder neurophysiologischer Ebene umfasst. Konsumentinnen/Konsumenten als Privatpersonen können somit Konsumobjekte⁵ auf physischer, psychologischer und neurophysiologischer Ebene aufnehmen, verarbeiten und verwenden, die im Rahmen einer Nachfrage entstehen. Im Folgenden wird entsprechend unter einer Konsumentenentscheidung das Entscheidungsverhalten von Konsumentinnen/Konsumenten verstanden, welches u. a. im Rahmen der Konsumentenverhaltensforschung untersucht wird.

2.1 Ansätze zur Erklärung von Konsumentenentscheidungsprozessen

Nachdem nun ein einheitliches Verständnis von Konsumentinnen/Konsumenten geschaffen wurde, sollen im Folgenden Ansätze zur Erklärung der Konsumentenentscheidungsprozesse kurz dargestellt werden. Dem übergeordneten Ziel folgend, versuchen die skizzierten Ansätze die Prozesse der Entscheidung von Konsumentinnen/Konsumenten zu erklären, induzieren jedoch Paradoxien⁶, die durch andere Theorien und Ansätze substituiert werden können. Entsprechend soll die zeitliche Entwicklung der (verhaltens-)ökonomischen Ansätze nachgezeichnet werden.

2.1.1 Ökonomische Ansätze

Die Prognose von Marktverhalten und der darin Agierenden ist im Rahmen der strategischen marktorientierten Unternehmensführung von großer ökonomischer Relevanz (Meffert et al., 2019). Dabei sollen Veränderungen in der Umwelt

⁵ Im Rahmen der Digitalisierung erweitert sich das Verständnis des Konsumobjektes, sodass der Konsum eines Konsumobjektes durch Konsumentinnen/Konsumenten nicht nur zum bloßen Objekt des betrieblichen Marketing wird, sondern gleichzeitig auch zum Objekt des Konsums anderer Konsumsubjekte. Diese Wechselwirkungen zwischen Konsumsubjekt und -objekt werden in der vorliegenden Arbeit beispielsweise durch den Beitrag 3 in Kapitel 4 deutlich.

⁶ Ein Paradoxon wird im Deutschen und Englischen als eine „scheinbar unsinnige, falsche Behauptung [oder] Aussage, die aber bei genauerer Analyse auf eine höhere Wahrheit hinweist“ (Cambridge Academic Content Dictionary, 2020; Dudenredaktion, 2020a) definiert. Im wissenschaftlichen Rahmen können durch Paradoxien neue, zu analysierende Forschungsbedarfe identifiziert werden, um wissenschaftlich evidenzbasierte Konsumentenverhaltensforschung weiterzuentwickeln (Blättel-Mink & Kenning, 2019).

beachtet und idealerweise antizipiert werden, um sich an veränderte Bedingungen erfolgreich anzupassen und eine möglichst überdurchschnittliche Entwicklung im Vergleich zum Wettbewerb zu erzielen (Kreikebaum, Gilbert, & Behnam, 2011; Meffert et al., 2019). Entsprechend existiert in der Forschung der Wirtschaftswissenschaften schon lange ein Interesse, Entscheidungsverhalten mathematisch abzubilden, beginnend mit der Erwartungsnutzentheorie von Bernoulli (Bernoulli, 1738) und späteren Weiterentwicklungen von Von Neumann und Morgenstern (Von Neumann & Morgenstern, 2007). Mit dem Fokus auf einen idealtypischen Kaufprozess wird in diesen Modellen vom Mensch als *Homo Oeconomicus* ausgegangen, der mittels vollumfassender Information rational und ausschließlich im Eigeninteresse entscheidet, um ein nutzenmaximierendes Ergebnis zu erzielen (BI, 2016; Bray, 2000; Kirchgässner, 1991; Von Neumann & Morgenstern, 2007; Zinkhan, 1992).

Formel 1. Von-Neumann-Morgenstern Erwartungsnutzenfunktion. Mit den Handlungsalternativen (A_a) verbundene Ergebnisse (x_a) werden mittels der Risiko-Nutzen-Funktion U in Nutzenwerte ($u(x_a)$) umgerechnet. Zusammen mit den zugeordneten Eintrittswahrscheinlichkeiten ($w(x_a)$) wird die Alternative mit dem maximalen Erwartungswert ausgewählt.

$$\max_a \varphi_{A_a} = \max_a \mathbb{E}[U(\tilde{x}_a)] = \sum_{x_a} w(x_a) \cdot u(x_a)$$

Das mathematisch beschriebene Entscheidungsmodell (Formel 1) ist unter Annahme einiger spezifizierten Rahmenbedingungen gültig, um normatives Entscheidungsverhalten zu modellieren (Coleman & Fararo, 1992). In den meisten Entscheidungssituationen sind beispielsweise Annahmen über vollständige Information, Unabhängigkeit von Motivation oder Zeit nicht uneingeschränkt zutreffend und entsprechend zeigte sich, dass Konsumentinnen/Konsumenten bei vielen realen Entscheidungen eher zu zufriedenstellenden als zu nutzenmaximierenden Entscheidungsoptionen tendieren (Coleman & Fararo, 1992; Jehle & Reny, 2011; Simon, 1991). Dies integrierten nachfolgende ökonomische Modelle, um Entscheidungsverhalten unter weniger restriktiven Annahmen deskriptiv abbilden zu können, wie zum Beispiel Theorien zur begrenzten Rationalität (Simon, 1991), wie die *Satisficing Theory* (Simon, 1997) oder die *Prospect Theory* (Kahneman & Tversky, 1979). Im Gegensatz zu den normativen Modellen, die idealtypisches Entscheidungsverhalten unter spezifizierten Rahmenbedingungen modellieren (Von Neumann & Morgenstern, 2007), erheben diese Modelle den

Anspruch tatsächliches Entscheidungsverhalten deskriptiv abbilden zu können (Kahneman & Tversky, 1979; Simon, 1991). In diesem Zusammenhang sind Letztere aber oftmals unzureichend, um Entscheidungen umfassend zu beschreiben, und bewahren ihre Gültigkeit nur in spezifischen Situationen, beispielsweise bei Entscheidungen unter Unsicherheit (Kahneman & Tversky, 1979).

2.1.2 Behavioristische Ansätze

Insbesondere durch den psychodynamischen Ansatz von Freud wurde deutlich, dass Konsumentinnen/Konsumenten ihrem unterstellten anthropozentrischen und omniszienten Selbstverständnis oftmals nicht zu entsprechen scheinen⁷. In seiner Theorie zur Psychoanalyse wird unterstellt, dass den menschlichen Entscheidungen größtenteils unbewusste Prozesse, die durch biologische Triebe geleitet werden, zugrunde liegen (Freud, 1917, 2010). Auch wenn seine Theorien aus wissenschaftstheoretischer Sicht diskreditiert wurden (Crews, 1998; Esterson, 1993; Nitzschke, 1989), da diese nicht falsifizierbar⁸ waren und individuelle Kognition und Umwelteinflüsse nur eine limitierte Beachtung erfuhren, dominierte diese Sichtweise das Verständnis des menschlichen Verhaltens zu Beginn des 20. Jahrhunderts (Bray, 2000).

Dem entgegen treten Ansätze des Behaviorismus, welche sich auf die externe Umwelt fokussieren und Verhalten lediglich auf gelernte Zusammenhänge von externen Einflussfaktoren zurückführen, sodass dieses nur durch Reiz-Reaktion-Verknüpfungen erklärt werden soll (Bray, 2000; Brysbaert & Rastle, 2009). Die

⁷ Seine Thesen beschrieb Freud selber als dritte Kränkung der Menschheit, mit denen er das Selbstverständnis der Menschen in Frage stellte (Freud, 1917). Nach der kosmischen Kränkung durch Kopernikus (Erde ist nicht Mittelpunkt des Universums) und der biologischen Kränkung durch Darwin (Mensch geht aus der tierischen Evolution hervor), beschreibt die psychologische Kränkung, dass der Mensch oftmals unbewusst gelenkt ist (Freud, 1917; Vollmer, 1994). Nachfolgend wurden noch weitere Kränkungen identifiziert, darunter u. a. die epistemologische und ökologische sowie neurobiologische Kränkung, die darauf abzielen, dass der Mensch in seinen Fähigkeiten durch die Eingebundenheit in die Natur selbst beschränkt ist (Vollmer, 1994).

⁸ Falsifizierbarkeit bezeichnet das wissenschaftstheoretische Prinzip nach Popper, wonach Hypothesen wissenschaftlich sind, wenn ihre Aussagen widerlegbar sind (Chalmers, 1999).

drei einflussreichsten Vertreter des Behaviorismus waren Pawlow⁹, Watson¹⁰ und Skinner¹¹, welche im Gegensatz zu Freud dem logischen Positivismus¹² folgten und objektive, empirische Methoden anwendeten, um Verhalten zu untersuchen (Bray, 2000; Pavlov, 1927; Skinner, 1938, 2011; Watson, 1930). Mit dem umstrittenen *Little Albert Experiment*¹³ überführte Watson die Erkenntnisse vom Pawlowschen Hund¹⁴ auf die Psychologie des Menschen und bewies damit, dass Verhalten durch externe Faktoren erlernt werden kann (Beck & Irons, 2009; Watson & Rayner, 1920). Die Grundannahme im klassischen Behaviorismus ist, dass keinerlei mentales Leben oder interne Zustände existieren. Der radikale Behaviorismus erkennt die Existenz dieser Prozesse zwar an, versteht diese jedoch als epiphänomenologisch, was bedeutet, dass diese durch klassische oder operante Konditionierung¹⁵ über die Zeit erlernt wurden (Bray, 2000; Watson, 1930). Unter anderem durch die Diversität im Verhalten und unterschiedlich stark

⁹ Ivan P. Pawlow (auch Pavlov; *1849 †1936) war ein russischer Mediziner und Physiologe, der insbesondere für seine Experimente mit Hunden zur klassischen Konditionierung bekannt wurde und u. a. dafür 1904 den Nobelpreis erhielt (Brysbart & Rastle, 2009; Nobel Lectures, 1967).

¹⁰ John B. Watson (*1878 †1958) war ein amerikanischer Psychologe und gilt als Begründer des Behaviorismus durch die Übertragung der Prinzipien von Pawlow auf die Psychologie des Menschen (Brysbart & Rastle, 2009).

¹¹ Burrhus F. Skinner (*1904 †1990) war ein amerikanischer Psychologe und gilt als der prominenteste Vertreter des (radikalen) Behaviorismus mit seinen Arbeiten zur operanten Konditionierung (Bjork, 1997).

¹² Der logische Positivismus ist eine wissenschaftstheoretische Position, die besagt, dass wissenschaftliche Aussagen nur aufgrund empirisch beweisbarer Zusammenhänge begründet werden sollen (Basistheorem; Pechtl & Burkard, 2008).

¹³ Dem neun Monate alten Albert (richtiger Name Douglas Merritte; Beck & Irons, 2009) wurden verschiedene Tiere gezeigt, wobei die Ratte mit einem unangenehmen Geräusch assoziiert wurde und das Kind daraufhin Angst gegenüber der Ratte und allen anderen, ähnlich aussehenden Tieren entwickelte (Watson & Rayner, 1920). Wie man nachher herausfand, starb der Junge tragischerweise im Alter von sechs Jahren an einem Hirnschaden (Beck & Irons, 2009).

¹⁴ In dem Experiment wurde einem Hund Nahrung (natürlicher Stimulus) gezeigt, was zum natürlichen, unkonditionierten Reflex der Speichelproduktion führte. Gleichzeitig wurde eine Klingel betätigt (unkonditionierter Stimulus), der mit dem Reflex assoziiert wurde, wodurch nach Wiederholung (klassische Konditionierung) der Hund bei dem Geräusch der Klingel (konditionierter Stimulus) ebenfalls eine erhöhte Speichelproduktion (konditionierte Reaktion) zeigte (Pavlov, 1927).

¹⁵ In der operanten Konditionierung wird das Hinzufügen und Unterlassen von positiven oder negativen Konsequenzen (Belohnung und Strafe) dazu genutzt, spontanes Verhalten in eine gewünschte Richtung zu lenken (Skinner, 1938).

ausgeprägten Resilienzen¹⁶ trotz konsistenter, äußerer Umstände wird deutlich (Fletcher & Sarkar, 2013; Smith et al., 2008; Windle, 2011), dass Behaviorismus das Konsumenten(entscheidungs-)verhalten nicht umfassend erklären kann, insbesondere durch die weitestgehend vernachlässigte Kognition als zentralen Prozess (Brybaert & Rastle, 2009; Richards, 2002). Infolgedessen zeigen Entwicklungen des kognitiven Behaviorismus (aka. Neobehaviorismus)¹⁷, dass davon auszugehen ist, dass die irreduziblen Determinanten für geäußertes Verhalten in interpersonalen, kognitiven Prozessen liegen (Bray, 2000; Brybaert & Rastle, 2009).

2.1.3 Kognitive Ansätze

Im Kontrast zu den behavioristischen Ansätzen fokussieren kognitive Ansätze zur Erklärung von Konsumentenentscheidungen die intrapersonelle Kognition der Konsumentinnen/Konsumenten als Ort der Informationsverarbeitung und öffnen die intermediierende „Black Box“ zwischen Reiz und Reaktion, der mentale Prozesse unterliegen (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Trommsdorff & Teichert, 2011). Den in diesem Zusammenhang grundlegenden, theoretischen Ansatz bildet das S-O-R Modell (Hebb, 1958; Jacoby, 2002; Mehrabian & Russell, 1974; Woodworth, 1929), welches regelmäßig in den Wirtschaftswissenschaften, in Grundlagenbüchern des Marketing und der Konsumentenverhaltensforschung sowie in Abschlussarbeiten Anwendung findet (Danckwerts, 2020; Gelbrich, Wünschmann, & Müller, 2018; Griese & Bröring, 2011; Kern, 2020; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Meffert et al., 2019; Trommsdorff & Teichert, 2011). Entsprechend stellt der Kognitivismus in der Marketingforschung und insbesondere in der Konsumentenverhaltensforschung das dominierende Paradigma dar. Aufbauend auf den Erkenntnissen der kognitiven Psychologie¹⁸ wurde eine Vielzahl an Faktoren für fundamentale, intrapersonelle Prozesse identifiziert, wie beispielsweise Wahrnehmung, Lernen, Gedächtnis, Denken, Emotion und Motivation (Bray, 2000; Neisser, 2014). Diese werden in verschiedenen Modellen,

¹⁶ Resilienz beschreibt die psychische Widerstandsfähigkeit mit Krisen umzugehen, indem man auf persönliche oder soziale Ressourcen zurückgreift (Fletcher & Sarkar, 2013; Windle, 2011).

¹⁷ Der kognitive Behaviorismus stellt intraindividuelle, kognitive Prozesse als primäre Determinante für Verhalten in den Fokus (Bray, 2000).

¹⁸ Die „kognitive“ Wende hin zum Kognitivismus manifestierte sich u. a. durch das Buch von Neisser und die Kritik von Chomsky, wonach der Behaviorismus keine zufriedenstellenden Erklärungen für die Sprachentwicklung liefern konnte (Chomsky, 1959; Neisser, 2014).

wie beispielsweise in der *Information Processing Theory* bei Gedächtnisprozessen (Craik & Lockhart, 1972), beschrieben. Zunächst ist man bei den Modellen, analog zum S-O-R Modell, von einem unidirektionalen, naiven Verarbeitungsprozess ausgegangen, wohingegen modernere Theorien einen zirkulären Prozess beschreiben, bei dem aufgrund vorheriger Erfahrungen die Informationsverarbeitung verändert und angepasst wird (Bray, 2000).

Im Folgenden sollen nun die für die Konsumentenverhaltensforschung relevanten und häufig referierten¹⁹ kognitiven Modelle skizziert werden, die oftmals die Grundlage für neue Theorien in der Marketingforschung darstellen. Dabei können kognitive Ansätze zunächst in umfassende, *analytisch-deskriptive* und anwendungsorientierte, *normativ-präskriptive* Modelle differenziert werden (Bray, 2000; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019). Bei *analytisch-deskriptiven Modellen* besteht das primäre Ziel darin, einen umfassenden Rahmen unter Einbeziehung von intervenierenden und interagierenden Faktoren zur Erklärung von realem Konsumenten(entscheidungs-)verhalten zu schaffen (Bray, 2000; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019). Dabei lässt sich in den meisten analytischen, kognitiven Konsumentenverhaltensmodellen ein progressiv ablaufender Kaufprozess über aufeinander folgende Stufen²⁰ erkennen.

Zwei Modelle, die in diesem Zusammenhang die konzeptionelle Basis für weitere Theorien geliefert haben, sind die *Theory of Buyer Behaviour* (Howard & Sheth, 1969) und das *Consumer Decision Model* (Blackwell et al., 2001). In der *Theory of Buyer Behaviour*²¹ werden dabei soziale, psychologische und marketingbasierte Inputstimuli durch hypothetische Konstrukte, die grob in Wahrnehmungs- und Lernprozesse differenziert werden können, verarbeitet und führen unter Einbeziehung exogener Variablen zu kaufentscheidenden Reaktionen, die sich durch ihren rekursiven Feedbackmechanismus auszeichnen (Bray, 2000; Howard & Sheth, 1969). Dem *Consumer Decision Model* (auch Engel-Blackwell-Miniard Modell genannt) liegt ein siebenstufiger Entscheidungsprozess zugrunde, welcher von vorangegangenen Erfahrungen sowie durch externe Faktoren und individuelle Prädispositionen beeinflusst wird (Blackwell et al., 2001;

¹⁹ So wurden beispielsweise die *Theory of Planned Behaviour* (Ajzen, 1991) 83.138 Mal und das assoziierte *Technology Acceptance Model* (Davis, 1989) 55.016 Mal zitiert (Stand: 09.11.2020).

²⁰ Hierzu können z. B. das AIDA-Schemata (Attention-Interest-Desire-Action; Lewis, 1903) oder das Modell von Rogers (1976; Awareness-Interest-Evaluation-Trial-Adoption) gezählt werden.

²¹ Aus den im Modell unterstellten Annahmen über den Verarbeitungsprozess lassen sich weitere Modelle, wie beispielsweise das *Confirmation Disconfirmation Paradigm* (Oliver, 1977) oder die *Commitment Trust Theory* (Morgan & Hunt, 1994) ableiten.

Swoboda & Foscht, 2018). Dadurch, dass dieses Modell seit seiner Veröffentlichung (Engel, Kollat, & Blackwell, 1968) kontinuierlich weiterentwickelt wurde, hat sich sein Erklärungspotenzial erweitert. Trotzdem gibt es entscheidende Kritik an den zugrundeliegenden Annahmen und deren Überprüfbarkeit (Bray, 2000). So unterstellen diese Modelle zum einen, ähnlich wie ökonomische Ansätze, ein im Rahmen der Modellannahmen rational-normatives Entscheidungsverhalten der Konsumentinnen/Konsumenten (Kenning, 2020). Zum anderen werden durch den Versuch ein umfassendes deskriptives Modell zu generieren, abgeleitete Hypothesen hochgradig generalisiert, welche durch die Vielzahl an angenommenen, bis dato nicht beobachtbaren Variablen, nur limitiert zu validieren sind, wodurch ihr prädiktiver Wert gemindert wird (Bray, 2000; Swoboda & Foscht, 2018).

Entsprechend versuchen *normativ-präskriptive Modelle* eine Entscheidungslogik zu formulieren, um den prädiktiven Charakter zu fokussieren und effektive Modelle für die angewandte Forschung bereitzustellen (Bray, 2000; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019). Im zeitlichen Verlauf haben sich hierbei zwei aufeinander aufbauende Modelle entwickelt – *Theory of Reasoned Action* (Fishbein & Ajzen, 1975) und *Theory of Planned Behaviour* (Ajzen, 1991) – die kurz skizziert werden sollen. Ausgehend von dem, nach dem Autor benannten, *Fishbein Modell* (Fishbein, 1963), wurde dieses zur Modellierung von Präferenzen gegenüber einem Konsumobjekt zur *Theory of Reasoned Action* weiterentwickelt (Fishbein & Ajzen, 1975).

Formel 2. Fishbein Modell. In diesem Modell wird die Gesamteinstellung (E_{ij}) einer Person i gegenüber einem Objekt j anhand der Summe von Wahrscheinlichkeiten (B_{ijk}), dass das Objekt eine Eigenschaft k besitzt und der Bewertung dieser (a_{ijk}), mathematisch modelliert.

$$E_{ij} = \sum_{k=1}^n B_{ijk} \cdot a_{ijk}$$

In diesem Modell werden neben der subjektiven Einstellung und Bewertungen gegenüber einem Objekt auch subjektive Normen als einflussnehmende Variablen berücksichtigt, die zur Verhaltensintention und anschließend, mit einer hohen, empirisch nachgewiesenen Korrelation, zu tatsächlichem Verhalten führen (Bray, 2000; Fishbein & Ajzen, 1975). Jedoch ist davon auszugehen, dass das Verhalten der Konsumentinnen/Konsumenten nicht immer deren vollständigen Kontrolle unterliegt (Ajzen, 1991; Bray, 2000). Entsprechend wurde die wahrgenommene und tatsächliche Verhaltenskontrolle in der anknüpfenden *Theory of Planned*

Behaviour (Ajzen, 1991) ergänzt und differenziert, sodass Fertigkeiten, Ressourcen und andere Voraussetzungen, die für die Ausführung eines bestimmten Verhaltens nötig sind, berücksichtigt werden. Die *Theory of Planned Behaviour* ist seitdem eine dominierende und viel zitierte Theorie in der Marketing- und Konsumentenverhaltensforschung, wobei ihre Anwendung durch Modifikationen des Basismodells auf andere Bereiche ausgeweitet und in ihrer Aussagekraft validiert wird (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019). Als einflussreichster Ableger ist in diesem Zusammenhang das *Technology Acceptance Model* (Davis, 1989; Davis, Bagozzi, & Warshaw, 1989) zu nennen, welches regelmäßig, insbesondere in der Wirtschaftsinformatik, Anwendung findet (Danckwerts & Kenning, 2018; Davis et al., 1989; Nissen, Krampe, Kenning, & Schütte, 2019; Park, Gunn, Lee, & Shim, 2015). Durch das sparsame, auf das Wesentliche reduzierte Prinzip der *Theory of Planned Behaviour* ist diese besonders intuitiv und einfach zu verstehen, wodurch sie häufig Anwendung in der Forschung findet und die prädiktive Validität in Metaanalysen bestätigt werden konnte (Conner & Armitage, 1998).

Das prädiktive Vermögen der *Theory of Planned Behaviour* hängt vor allem vom akkuraten Identifizieren und Bemessen von relevanten Attributen und situativen Einflussfaktoren ab (Bray, 2000; Conner & Armitage, 1998; Terry, Hogg, & White, 1999). Jedoch fokussiert diese Theorie hauptsächlich Kognition, wodurch andere relevante, affektive und oftmals unbewusste Einflussfaktoren vernachlässigt werden (Hale, Householder, & Greene, 2012; Hogg, Askegaard, Bamossy, & Solomon, 2006). Unter anderem vor dem Hintergrund der Entwicklungen in der Psychologie zu Beginn des 20. Jahrhunderts, gewinnen affektive und unbewusste Einflussfaktoren zunehmend an Bedeutung, um scheinbar inkongruentes Entscheidungsverhalten von Konsumentinnen/Konsumenten zu erklären.

2.1.4 Dual-Process Ansätze

Bei der Erklärung von Konsumentenentscheidungsprozessen im Alltag tauchen regelmäßig Paradoxien auf (Athey, Catalini, & Tucker, 2017; Bell & Eisingerich, 2007; Blättel-Mink & Kenning, 2019; Kinjo & Ebina, 2015; Mick & Fournier, 1998; Motoki, Saito, Nouchi, Kawashima, & Sugiura, 2018). Durch die Unterstellung eines hauptsächlich kognitiv getriebenen Verarbeitungsprozesses in der Marketing- und Konsumentenverhaltensforschung erscheint paradoxes Verhalten zunächst widersprüchlich und ambivalent, legt gleichzeitig jedoch nahe, dass angewandte Erklärungsmodelle unzureichend sein könnten, um Konsumentenentscheidungsprozesse, dem übergeordneten Ziel folgend, umfassend zu beschreiben (Blättel-Mink & Kenning, 2019; Kenning, 2019). Da Kognition allein komplexe,

dadurch paradoxe Konsumentenentscheidungen, insbesondere in sozioökonomischen Kontexten nicht umfassend erklären konnte, rückte eine zweite Kategorie an automatischen mentalen Verarbeitungsprozessen, aus der sozialen Kognitionsforschung kommend, in den Fokus (Chaiken & Trope, 1999; Gawronski & Creighton, 2013).

Die dichotome Aufgliederung der mentalen Prozesse in hauptsächlich automatische oder kontrollierte Verarbeitung, führte zu einer Reihe von sogenannten *Dual-Process* Ansätzen, die in den letzten drei Jahrzehnten die Konsumentenverhaltensforschung beeinflusst haben (Chaiken & Trope, 1999; Gawronski & Creighton, 2013). Allgemein gehen diese Theorien davon aus, dass mentale Prozesse grundlegend in zwei Verarbeitungsprozesse unterteilt werden können – Automtizität und Kontrolle (Chaiken & Trope, 1999; Gawronski & Creighton, 2013). Anhand vier antagonistischer Charakteristiken – Intentionalität, Kontrollierbarkeit, Effizienz, Bewusstsein – können die Verarbeitungsprozesse differenziert werden. Automtizität ist dabei durch nicht-intentionelle oder nicht-kontrollierbare Verarbeitung gekennzeichnet, die mit einem geringen Verbrauch an kognitiven Ressourcen und ohne bewusste Wahrnehmung agiert (Gawronski & Creighton, 2013; Moors & De Houwer, 2006). Es handelt sich dabei um disjunktive Charakteristiken, das heißt Automtizität kann bereits durch mindestens eine zugeordnete Eigenschaft angenommen werden (Gawronski & Creighton, 2013; Moors & De Houwer, 2006).

Dabei können die beiden Verarbeitungsprozesse *parallel-kompetitiv* oder *default-interventionistisch* interagieren, wodurch sich zwei Arten von Dual-Process Theorien differenzieren lassen (Gawronski & Creighton, 2013). Während parallel-kompetitive Dual-Process Theorien simultan ablaufende Verarbeitungsprozesse unterstellen, die schließlich auf der Verhaltensebene von einem Verarbeitungsprozess dominiert werden, wird bei default-interventionistischen Dual-Process Theorien zunächst von einem automatisierten Verarbeitungsprozess ausgegangen, der nur bei Bedarf durch kontrollierte Verarbeitungsprozesse moderiert wird (Gawronski & Creighton, 2013). Ebenso lassen sich Dual-Process Theorien anhand ihres Bezugsrahmens – *domain-spezifisch* oder *integrativ-generalisiert* – differenzieren. Die ersten Dual-Process Theorien fokussierten ein spezifisches Phänomen, wie beispielsweise Persuasion (Chaiken, 1987; Petty & Cacioppo, 1986), das Verhältnis zwischen Einstellung und Verhalten (Fazio, 1990; Wilson, Lindsey, & Schooler, 2000), Vorurteile und Stereotypenbildung (Devine, 1989), Prozesse der Eindrucksbildung über Andere (Brewer, 1988; Fiske & Neuberg, 1990) oder Zuschreibung von Gemütszuständen (Gilbert, 1989; Trope, 1986). Zunächst nur auf ein spezifisches Phänomen angewendet, lassen sich anhand der phänomenspezifischen Dual-Process Theorien generelle Prinzipien

ableiten, die übergreifende Gültigkeit haben und in verschiedenen integrativen Modellen zusammengefasst wurden (Epstein, 1994; Kahneman, 2003; Payne, 2008; Sherman et al., 2008; Smith & DeCoster, 2000). Im Folgenden sollen zwei Dual-Process Theorien exemplarisch skizziert werden, die im Rahmen der Konsumentenverhaltensforschung besondere Aufmerksamkeit erfahren haben. Dabei stellt das domain-spezifische *Elaboration Likelihood Model* (Petty & Cacioppo, 1986), mit mehr als 12.000 Zitationen²², eines der ersten und bekanntesten Dual-Process Modelle dar. Das Intuitiv-Reflektiv Dual-Process Modell von Kahneman (Kahneman, 2003) als integrativ-generalisierter Ansatz verdeutlicht zum einen, wie Dual-Process Ansätze als zugrundeliegender theoretischer Rahmen genutzt werden könnten, aber zum anderen auch die Kritikpunkte an den meisten Theorien dieser Art.

Das *Elaboration Likelihood Model* (Petty & Cacioppo, 1986) als default-interventionistische, domain-spezifische Dual-Process Theorie, modelliert den Verarbeitungsprozess von Botschaften unter verschiedenen Bedingungen, um eine effektive Verhaltensänderung zu erzielen. Botschaften können dabei über einen zentralen oder peripheren Verarbeitungsweg kodiert werden, sodass entweder alle verfügbaren, objektbezogenen Informationen in den bestehenden Kenntnisstand integriert und sorgfältig abgewogen werden oder nur eine flüchtige Prüfung der verfügbaren Informationen anhand von Heuristiken vorgenommen wird (Petty & Cacioppo, 1986). Dieser Prozess hängt dabei von der Motivation sowie der Fähigkeit zur aufwändigen Informationsverarbeitung ab. Bei einer höher kognitiv elaborierten Verarbeitung werden mehr objektrelevante Informationen berücksichtigt. Einstellungsveränderungen, die basierend auf dieser zentralen Route entstanden sind, sind relativ stabil und entsprechend prädiktiv für das Verhalten. Das Modell kann flexibel eine Reihe von Überzeugungseffekten erklären, wobei die prädiktive Aussagekraft stark von der Spezifizierung der einzelnen Konditionen limitiert wird (See, Petty, & Evans, 2009). Dem übergeordneten Ziel einer *Unified Theory* kommt man hiermit entsprechend nur bedingt näher, sodass integrative Dual-Process Modelle in dieser Hinsicht vielversprechender scheinen.

Stellvertretend für integrativ-generalisierte Dual-Process Modelle soll das bekannte Intuitiv-Reflektiv Modell von Kahneman (Kahneman, 2003) kurz dargestellt werden. Dieses baut auf anderen *integrativ-generalisierten* Modellen auf (Epstein, 1994; Smith & DeCoster, 2000), um die Integration von diversen Heuristiken und systematischen Verzerrungen (Bias) in ein theoretisches Konstrukt

²² Dies entspricht der Anzahl an Zitationen laut Google Scholar, Stand vom 26.05.2021.

vorzunehmen (Gilovich, Griffin, & Kahneman, 2002; Kahneman, Slovic, & Tversky, 1974)²³. Dem Modell werden zwei interagierende Systeme zugrunde gelegt, die anhand verschiedener Eigenschaften charakterisiert werden (Gawronski & Creighton, 2013; Kahneman, 2003). System 1 wird als schnell, parallel, automatisch, mühelos, assoziativ, langsam-lernend und emotional definiert, wohingegen das System 2 durch langsame, serielle, kontrollierte, aufwändige, regelbasierte, schnelllernende und emotional neutrale Prozesse charakterisiert wird (Gawronski & Creighton, 2013). Entsprechend dem *default-interventionistischen* Dual-Process Ansatz (Evans & Stanovich, 2013) erzeugt System 1 stimulusgebundene Wahrnehmungseindrücke der gegenwärtigen Situation, die durch System 2 überwacht werden und diese bei Bedarf bestärken, anpassen oder blockieren kann. Dieses generalisierte Modell von Kahneman hat einen signifikanten Beitrag dazu geleistet, die Einzeleffekte aus der Heuristik-Forschung (Gilovich et al., 2002; Kahneman et al., 1974) in ein konzeptuelles Modell zu integrieren, wodurch sich die Dominanz der Dual-Process Theorien zur Erklärung von Entscheidungsprozessen manifestieren konnte (Evans & Stanovich, 2013; Gawronski & Creighton, 2013).

Auch wenn dieses Modell exemplarisch in den letzten Jahrzehnten große Popularität erfahren hat und mehrere Dual-Process Theorien und übergreifende Prinzipien integriert (Epstein, 1994; Smith & DeCoster, 2000), entsteht durch das hohe Maß an Generalisierung über diverse Theorien hinweg Kritik an der Stringenz, Kompatibilität und Validität dieser Modelle (Evans & Stanovich, 2013; Gawronski & Creighton, 2013; Grayot, 2020; Keren & Schul, 2009; Kruglanski & Gigerenzer, 2011). Insgesamt lassen sich fünf Hauptkritikpunkte extrahieren (Evans & Stanovich, 2013; Keren & Schul, 2009; Kruglanski & Gigerenzer, 2011), die im Folgenden kurz diskutiert werden sollen, um mögliche Weiterentwicklungen der Dual-Process Theorien zu evaluieren.

Kritik 1: Prozesse innerhalb der Theorien sind vage definiert

Die vermehrte Anwendung der Dual-Process Theorien führte dazu, dass verschiedenartige Attribute den jeweiligen Verarbeitungsprozessen zugeschrieben wurden, woraus missverständliche und vage Definitionen für die beiden Verarbeitungsprozesse entstanden sind. Versuche, verschiedene Dual-Process Theorien zusammenzufassen (Evans, 2003; Smith & Collins, 2009; Smith & DeCoster,

²³ Wenn man die paradigmatische Diskussion zwischen Kahneman, Tversky und Gigerenzer aus Kapitel 1 Fußnote 11 im Kapitel 1 der vorliegenden Arbeit rekapituliert, könnte diese von Kahneman formulierte, integrative Dual-Process Theorie zehn Jahre später als eine mögliche Reaktion auf Gigerenzers stärksten Kritikpunkt (Fußnote 12 im Kapitel 1) interpretiert werden.

2000; Stanovich, 1999), haben ihr Ziel, Einigkeit und Klarheit zwischen den Theorien zu schaffen, verfehlt. Stattdessen führte dies, durch divergierende Zuordnungen der Attribute, die nicht immer miteinander kompatibel sind, zu verworrenen und unübersichtlichen Definitionen. Entsprechend wird im Umgang mit Dual-Process Ansätzen empfohlen, eine zwingende Zuordnung der Charakteristiken zu den Verarbeitungsprozessen zu vermeiden (Evans & Stanovich, 2013).

Kritik 2: Attribute können nicht reliabel zugeordnet werden

Aufbauend darauf, treten zugeschriebene, als notwendig erachtete Attribute der Verarbeitungsprozesse in Dual-Process Theorien oftmals nicht gemeinsam auf (Keren & Schul, 2009; Kruglanski & Gigerenzer, 2011). Dieser Aspekt wird je nach Dual-Process Theorie anders definiert, wodurch manche dieser Theorien nicht miteinander kompatibel sind (Evans & Stanovich, 2013). Wie in der Einleitung dieses Kapitels erwähnt, wird oftmals von disjunktiven Charakteristiken ausgegangen (Gawronski & Creighton, 2013), sodass die Unterteilungen der Attribute als korrelierende, hinreichende und nicht als definierende, notwendige Eigenschaften interpretiert werden sollten.

Kritik 3: Verarbeitungsprozesse sind als Kontinuum und nicht als diskrete Typen zu verstehen

Je nach Dual-Process Modell werden verschiedene Begrifflichkeiten für die beiden Verarbeitungsprozesse verwendet, die eine mehr oder weniger strikte Trennung der beiden zugrundeliegenden Entitäten suggerieren. So werden je nach Dual-Process Modell Systeme, Typen und Modi zur Bezeichnung der beiden Verarbeitungsprozesse verwendet, die voneinander differenziert werden müssen (Evans, 2010a, 2010b, 2019; Stanovich, 1999, 2004, 2011). Systembezeichnungen sind aufgrund der implizierten, strikten Trennung der Verarbeitungsprozesse ungeeignet, wohingegen Prozesstypen verschiedene kognitive Verarbeitungsmodi²⁴ beinhalten, die innerhalb eines Prozesstyps kontinuierlich variieren können (Evans & Stanovich, 2013). Demgemäß wird in der vorliegenden Arbeit zur Unterteilung der beiden Verarbeitungsprozesse von zwei Typen der Verarbeitung gesprochen.

²⁴ Modi (engl. thinking dispositions) sind verschiedene kognitive, kulturell sensible Stile, die bei den Verarbeitungsprozesstypen angewendet werden und dabei ständig variieren können (Evans & Stanovich, 2013; Nisbett, Peng, Choi, & Norenzayan, 2001).

Kritik 4: Ein Einzelprozess kann Dual-Process Phänomene erklären

Die meiste Kritik an Dual-Process Theorien beruht auf Ansätzen, die einen zugrundeliegenden Prozess der *Unified Theory* zur Erklärung von Entscheidungen unterstellen (Kruglanski & Gigerenzer, 2011; Osman, 2004). Dabei wird angenommen, dass ein einziger, regelbasierter Prozess die verschiedenen Dual-Process Phänomene erklären kann (Kruglanski & Gigerenzer, 2011). Dieser Kritikpunkt lässt sich nicht ganzheitlich auflösen, da von unterschiedlichen Zielinterpretationen der *Unified Theory* ausgegangen wird (Evans & Stanovich, 2013). In der vorliegenden Arbeit wird eine *Unified Theory*, die Konsumentenentscheidungsprozesse umfassend erklären kann und neurowissenschaftlich fundiert ist, als Ziel definiert, wobei die Struktur der zugrundeliegenden Prozesse offen gehalten ist (Camerer, Loewenstein, & Prelec, 2005; Foxall, 2008; Glimcher & Rustichini, 2004; Kenning & Plassmann, 2005). Für die Anwendung der Dual-Process Theorie impliziert dieses Ziel nicht, dass einer *Unified Theory* nur ein Verarbeitungsprozess zugrunde liegen darf (Evans & Stanovich, 2013). Auch die beiden Verarbeitungsprozessstypen innerhalb von Dual-Process Theorien folgen bestimmten Regelmäßigkeiten, sodass diese nicht weniger valide sind als die Einzelprozessansätze (Evans & Stanovich, 2013).

Kritik 5: Belege für Dual-Process Verarbeitung sind unklar und wenig überzeugend

Dem vorangegangenen Kritikpunkt weiter folgend, wird argumentiert, dass die Belege für Dual-Process Verarbeitung auch durch entsprechende Einzelprozess-theorien erklärt werden können (Keren & Schul, 2009; Kruglanski & Gigerenzer, 2011). Darüber hinaus wird bei den meisten Dual-Process Theorien (insb. bei Kahneman, 2003) kritisiert, dass eine Interpretation von empirischen Daten lediglich *post-hoc* erfolgt, wodurch keine neuen Vorhersagen falsifiziert werden können (Keren & Schul, 2009). Für die Existenz von zwei Verarbeitungsprozessstypen spricht, dass es möglich ist durch experimentelle Anordnungen nur einen der beiden Verarbeitungsprozesse unabhängig zu beeinflussen (Evans & Curtis-Holmes, 2005; Neys, 2006) und der kognitive Verarbeitungsprozessstyp mit entsprechenden Fähigkeiten korreliert (Stanovich & West, 1998; Toplak, West, & Stanovich, 2011; West, Toplak, & Stanovich, 2008). Eine Auflistung von Erkenntnissen für oder gegen den Dual-Process Ansatz führt²⁵ nur bedingt zu einer Weiterentwicklung im Hinblick auf die übergeordnete Zielstellung, eine *Unified Theory* zu identifizieren, sodass sich diese Kritik nicht durch klassische Methoden der Konsumentenverhaltensforschung auflösen lässt.

²⁵ Wenn man der Argumentation von Gigerenzer folgt (Gigerenzer, 1996, Fußnote 14 im Kapitel 1 und 15 im Kapitel 1).

Entsprechend müssen sich Dual-Process Theorien weiterhin kritischen Argumenten stellen, da sie im Hinblick auf die deskriptive Präzision nur limitiert normative Grundlagen für Entscheidungsmodelle liefern und sich weniger durch empirischen Erfolg als durch ihre narrative Möglichkeit, Entscheidungsanomalien zu rechtfertigen, großer Popularität erfreuen (Grayot, 2020). Dennoch können durch Dual-Process Ansätze interne Dynamiken der Entscheidungsfindung dargestellt werden, die es erlauben, verschiedene Ansätze²⁶ in einem Modell zu integrieren. Dies ermöglicht es, bis dato identifizierte Paradoxien aufzulösen und so bessere Erklärungen von Entscheidungsphänomenen zu ermöglichen (Angner & Loewenstein, 2012; Grayot, 2020). Letztlich lassen sich die angesprochenen Kritikpunkte nur dann auflösen, wenn die prädiktive Aussagekraft der Modelle durch biologische Plausibilität validiert wird (Evans & Stanovich, 2013; Grayot, 2020; Kruglanski & Gigerenzer, 2011). Aufgrund der Unterstellung eines biologischen Determinismus, sollten kohärente Modelle über Entscheidungsprozesse von Konsumentinnen/Konsumenten biologisch plausibel sein und sich entsprechend in neuralen Korrelaten widerspiegeln. Die zunehmende Anwendung von neurowissenschaftlichen Methoden in der Konsumentenverhaltensforschung erlaubt in diesem Zusammenhang eine Identifizierung von unterschiedlichen neuralen Verarbeitungsprozessen, anhand derer man einer umfassenden *Unified Theory* näher kommen könnte (Lieberman, 2007b; Lieberman, Gaunt, Gilbert, & Trope, 2002; Strack & Deutsch, 2004). Deshalb soll an dieser Stelle festgehalten werden, dass Dual-Process Ansätze eine psychologisch evidente und möglicherweise, durch die Integration von neurowissenschaftlichen Erkenntnissen, auch biologisch fundierte Basis für einen plausiblen konzeptionellen Rahmen der Konsumentenentscheidungsprozesse bieten könnten. Dabei stellen diese trotz der adressierten Kritik derzeit den vielversprechendsten und weitestgehend konkurrenzlosen Ansatz dar (Angner & Loewenstein, 2012; Grayot, 2020). Obwohl eine kritische Reflexion²⁷ der angewandten Theorien wissenschaftlich angebracht ist, ist die Integration von neurowissenschaftlichen Erkenntnissen zur Erklärung von Konsumentenentscheidungen mit Dual-Process Theorien logisch und zielführend.

²⁶ Hierzu zählen insbesondere neoklassische, behavioristische und kognitive Ansätze.

²⁷ Vor dem Hintergrund anhaltender Diskussionen in diesem Zusammenhang, ist eine kritische Reflexion der Modelle zielführend, um den wissenschaftlichen Wert dieser unter Einbeziehung ihrer Defizite und avancierter Modelle zu hinterfragen. Entsprechend wird im Abschnitt 5.3 die vorliegende Arbeit anhand von neuen Ansätzen kritisch evaluiert.

2.2 Consumer Decision Neuroscience – Neurowissenschaftliche Erklärung von Konsumentenentscheidungsprozessen

Die Integration der Neurowissenschaften in die Konsumentenverhaltensforschung führte zu einer Reihe an neuen interdisziplinären Forschungsrichtungen, die im Folgenden beschrieben und voneinander abgegrenzt werden sollen, um das in der vorliegenden Arbeit zentrale Forschungsfeld der *Consumer Decision Neuroscience* zu definieren. In diesem Zusammenhang ist es das Ziel einer *Unified Theory*, Entscheidungsprozesse umfassend beschreiben und erklären zu können, um Entscheidungen im Anwendungskontext der marktorientierten Unternehmensführung effektiv vorherzusagen (Camerer, Loewenstein, & Prelec, 2005; Foxall, 2008; Glimcher & Rustichini, 2004; Kenning & Plassmann, 2005). Die bisher skizzierten Modelle einschließlich der ersten Dual-Process Ansätze scheinen diesem ultimativen Ziel schrittweise näher zu kommen. Gleichwohl zeigen Diskussionen²⁸ und kritische Reflexionen der Ansätze²⁹, dass es eine hohe Variabilität im Hinblick auf die zugrundeliegenden Annahmen über Mechanismen und Prozesse gibt (Evans & Stanovich, 2013; Gigerenzer, 1996; Kahneman & Tversky, 1996; Kruglanski & Gigerenzer, 2011). Konsens herrscht jedoch bei der Annahme, dass der Organismus ein zentrales Konstrukt in dem Prozess der Entscheidungsfindung darstellt (Yoon et al., 2012). Entsprechend dem biologischen Determinismus sollten Modelle, die eine umfassende und gültige Modellierung der Konsumentenentscheidungsprozesse avisieren, eine biologische Plausibilität aufweisen und die unterstellten Verarbeitungsvorgänge sollten sich in neurophysiologischen Prozessen widerspiegeln.

Der technische Fortschritt in der Gehirnforschung³⁰ ermöglicht es, neurophysiologische Prozesse zu bemessen, zu identifizieren und zu quantifizieren

²⁸ Hiermit wird u. a. die in der Einleitung dieser Arbeit dargestellte Diskussion zwischen Kahneman und Tversky mit Gigerenzer angesprochen (Gigerenzer, 1996; Kahneman & Tversky, 1996; Fußnote 14 im Kapitel 1).

²⁹ Hiermit wird die zuvor dargestellte Kritik an Dual-Process Theorien angesprochen (Gigerenzer, 2010; Grayot, 2020; Keren & Schul, 2009; Kruglanski & Gigerenzer, 2011; Osman, 2004).

³⁰ Nachdem im 19. Jahrhundert Erkenntnisse in der Gehirnforschung und die Untersuchung von neuronalen Prozessen insbesondere durch Tierversuche und Läsionsstudien erzielt oder durch Reaktionszeitmessungen impliziert wurden, kam es im letzten Jahrhundert zu einigen technischen Entwicklungen, die eine Messung von menschlichen Gehirndaten im lebenden Organismus ermöglichten (Kandel & Squire, 2000).

(Kandel & Squire, 2000). So wurde im Jahr 1929 die Elektroenzephalographie (EEG; Berger, 1931) und um das Jahr 1970 die Magnetenzephalographie (MEG; Cohen, 1968) entwickelt, die neurale Aktivität direkt bemessen können, sowie wenig später die Positronenemissionstomographie (PET; Olesen, 1971), die anhand radioaktiver Tracer metabolische Vorgänge im Gehirn aufzeigen kann. Kurz darauf wurde mit Hilfe der (funktionalen) Nahinfrarotspektroskopie (fNIRS; Jöbssis, 1977) erstmalig nachgewiesen, dass kortikale Oxygenierungsprozesse im Gehirn stattfinden. In der Folge wurde dann im Jahr 1990 die vielfach angewandte (funktionale) Magnetresonanztomographie (fMRT) entwickelt (Ogawa, Lee, Kay, & Tank, 1990; Ogawa & Lee, 1990; Ogawa, Lee, Nayak, & Glynn, 1990)³¹. Begünstigt durch die *Decade of the brain* in den USA (Proclamation, 1990) und später die *Dekade des menschlichen Gehirns* in Deutschland (Stahl-Busse, 1999), erleichterte unter anderem die Verfügbarkeit von neurowissenschaftlichen Methoden außerhalb der klinischen Anwendung und damit die interdisziplinäre Öffnung der Neurowissenschaften den progressiven Erkenntnisgewinn für die (Konsumenten-)Verhaltensforschung (Kenning, 2020; Shiv et al., 2005). In verschiedenen Disziplinen wurde entsprechend avisiert, neurowissenschaftliche Erkenntnisse, Methoden und Ansätze in die Forschung zur Erklärung von Verhalten und Entscheidungsfindung zu integrieren (Camerer et al., 2005; Hastie & Dawes, 2009; Mellers, 2000; Shiv et al., 2005). Es entstanden neue Forschungsansätze, welche sich interdisziplinär zwischen Psychologie, Wirtschaftswissenschaften und Neurowissenschaften ansiedeln lassen (Camerer et al., 2005; Glimcher & Rustichini, 2004; Kenning & Plassmann, 2005; Smith & Huettel, 2010). Durch die Diffusion der neurowissenschaftlichen Ansätze in verschiedene Disziplinen, entstanden zahlreiche Bezeichnungen für die daraus entstehenden, neuen Forschungsrichtungen (Kenning, 2020; Shiv et al., 2005; Smidts et al., 2014). Diese Bezeichnungen werden teilweise synonym verwendet oder werden, je nach Disziplin, voneinander differenziert (z. B. Glimcher & Fehr, 2013; Huettel, 2010). Im Folgenden sollen daher die verschiedenen Spezifizierungen systematisch dargestellt und in Zusammenhang gebracht werden, um zum einen Stringenz in die Forschungsdisziplin zu bringen und zum anderen das der vorliegenden Arbeit zugehörige Forschungsfeld der *Consumer Decision Neuroscience* zu definieren.

³¹ Eine detaillierte Darstellung der unterschiedlichen neurowissenschaftlichen Methoden, deren Funktionsweisen und damit verbundenen Vor- und Nachteilen wurde bereits an anderer Stelle vorgenommen (vgl. Gazzaniga & Ivry, 2013), sodass hier auf weitere Ausführungen verzichtet wird. Im Abschnitt 5.2.1 werden die in der vorliegenden Arbeit angewandten neurophysiologischen Methoden evaluiert und insbesondere vor dem Hintergrund der mobilen Anwendung verglichen.

2.2.1 Decision Neuroscience, Neuroeconomics und Social Neuroscience

Zunächst soll die übergeordnete Disziplin der *Decision Neuroscience* mit den beiden Fachrichtungen *Neuroeconomics* und *Social Neuroscience* definiert werden, um anschließend diese drei Forschungsfelder voneinander zu differenzieren. Als interdisziplinäres Forschungsfeld ist es Ziel der *Decision Neuroscience*, neurowissenschaftliche Forschung mit Erkenntnissen der verhaltensbezogenen Entscheidungsforschung zu verknüpfen (Shiv et al., 2005b). Dabei wird das neurowissenschaftliche Instrumentarium auf Konzepte der Sozialwissenschaften³² angewandt (Huettel, 2010), um Mechanismen und Prozesse, die der Entscheidungsfindung zugrunde liegen, zu verstehen (Smith & Huettel, 2010). Da dem Verhalten Entscheidungen vorgelagert sind, ist der Begriff *Decision* in diesem Fall nicht als Spezifizierung des Untersuchungsrahmens zu verstehen, sondern als allem Verhalten zugrundeliegend. Der Begriff *Decision Neuroscience* wird in diesem Zusammenhang übergreifend genutzt, um Forschung mit Bezug zur Entscheidungsfindung in den Bereichen der *Neuroeconomics*, *Consumer Neuroscience*, und *Social Neuroscience* einzubeziehen (Smidts et al., 2014).

Decision Neuroscience wird oftmals mit *Neuroeconomics* gleichgesetzt (Smith & Huettel, 2010), wobei *Neuroeconomics* in frühen Definitionen umfassender verstanden wurde (Glimcher & Fehr, 2013; Glimcher, Fehr, Camerer, & Poldrack, 2008). Dies liegt vermutlich darin begründet, dass zu Beginn der Diffusion der Neurowissenschaft in andere Disziplinen viele Publikationen und erste Bücher aus dem Bereich der *Neuroeconomics* kamen und entsprechend diesen Begriff geprägt haben (Glimcher et al., 2008; Glimcher & Rustichini, 2004; Sanfey et al., 2003). Da sich die *Neuroeconomics* im Nachgang aber insbesondere auf ökonomisch relevante Fragestellungen von Individualentscheidungsprozessen, oftmals im Rahmen der Mikroökonomie (Camerer et al., 2005; Kenning & Plassmann, 2005), fokussiert, wird *Neuroeconomics* an dieser Stelle als Teilgebiet der *Decision Neuroscience* differenziert (Huettel, 2010; Smidts et al., 2014). Entsprechend nutzt und kombiniert *Neuroeconomics* neurowissenschaftliche, psychologische und (mikro-)ökonomische Methoden und Theorien, um zugrundeliegende neurale Korrelate von individuellen Entscheidungsprozessen und damit verbunden, die zentralen ökonomischen Konstrukte zu verstehen (Hubert & Kenning, 2008; Huettel, 2010; Kenning & Plassmann, 2005; Pirouz,

³² Unter Sozialwissenschaften werden Disziplinen zusammengefasst, die sich mit „Phänomenen des gesellschaftlichen Zusammenlebens der Menschen“ (Gablerredaktion, 2018) beschäftigen, worunter u. a. die Soziologie, Psychologie und Wirtschaftswissenschaft fallen.

2010). So beschäftigt sich die Forschung im Rahmen der *Neuroeconomics* unter anderem mit Bewertungs- und Entscheidungsnetzwerken (Hsu, Bhatt, Adolphs, Tranel, & Camerer, 2005), intertemporalen Entscheidungen (Kable & Glimcher, 2007), Selbstkontrolle (Hare, Camerer, & Rangel, 2009), Framing (De Martino, Kumaran, Seymour, & Dolan, 2006) und Heuristiken (Venkatraman, Payne, Bettman, Luce, & Huettel, 2009).

Bereits durch andere Ansätze wurde gezeigt, dass Entscheidungsprozesse ebenso durch exogene Variablen und soziale Normen beeinflusst werden (z. B. Ajzen, 1991; Fishbein & Ajzen, 1975), sodass im Rahmen der *Decision Neuroscience* neben intraindividuellen Phänomenen, auch Entscheidungsprozesse in sozialen Kontexten untersucht werden (Glimcher & Fehr, 2013; Huettel, 2010). Das damit angesprochene Gebiet der *Social Neuroscience* untersucht, wie neurale Prozesse der Entscheidungsfindung durch soziale Interaktionen beeinflusst werden (Glimcher & Fehr, 2013; Huettel, 2010; Kenning, 2020). Folglich werden auch hier neurowissenschaftliche Methoden dazu genutzt, die neurale Basis von sozialen Interaktionen zu bemessen (Kenning, 2020; Smidts et al., 2014). Dadurch sollen Einblicke in Prozesse erlangt werden, die mit Vertrauen, Fairness und Reziprozität (Hsu, Anen, & Quartz, 2008) sowie Mentalisierung, Empathie, Emotionsregulation, sozialer Isolation und Schmerz assoziiert sind, um so Entscheidungsprozesse in sozialen Kontexten zu durchleuchten (Lieberman, 2007a; Rilling & Sanfey, 2011; Smidts et al., 2014).

Zusammenfassend, wie in Tabelle 2.1 abgebildet, ist festzuhalten, dass sich die *Decision Neuroscience* als übergeordnetes, interdisziplinäres Forschungsgebiet der Wirtschafts-, Sozial- und Neurowissenschaften in zwei Teilgebiete differenzieren lässt, die entweder individuelle ökonomische Entscheidungsprozesse fokussieren (*Neuroeconomics*) oder neurowissenschaftliche Erkenntnisse nutzen, um Entscheidungsprozesse in sozialen Kontexten zu untersuchen (*Social Neuroscience*). Dabei ist das zentrale Ziel der *Decision Neuroscience*, Entscheidungsverhalten durch Anwendung neurowissenschaftlicher Methoden zu beschreiben und zu verstehen, um dem ultimativen Ziel einer umfassenden Theorie näher zu kommen (Yoon et al., 2012).

Tabelle 2.1 Definitionen der Decision Neuroscience. Definitionen zentraler Disziplinen werden mit entsprechenden Referenzen dargestellt

Begriff	Definition	Referenz
Decision Neuroscience	“[...] decision neuroscience , whose goal is to integrate research in neuroscience and behavioral decision making”	Shiv, B., Bechara, A., Levin, I. P., Alba, J. W., Bettman, J. R., Dube, L., ... McGraw, A. P. (2005). Decision Neuroscience. <i>Marketing Letters</i> , 16(3), 275–286.
	“[...] decision neuroscience (broadly used to include decision-making research in neuroeconomics, consumer neuroscience, and social neuroscience) [...]”	Smidts, A., Hsu, M., Sanfey, A. G., Boksem, M. A. S., Ebstein, R. B., Huettel, S. A., ... Yoon, C. (2014). Advancing consumer neuroscience. <i>Marketing Letters</i> , 25(3), 257–267.
	“ decision neuroscience research, as currently practiced, employs the methods of neuroscience to investigate concepts drawn from the social sciences ”	Huettel, S. A. (2010). Ten challenges for decision neuroscience. <i>Frontiers in Neuroscience</i> , 4, 171.
	“ decision neuroscience , including its subfield of neuroeconomics , has provided new insights into the mechanisms that underlie a wide range of economic and social phenomena, from risky choice and temporal discounting to altruism and cooperation”	Huettel, S. A. (2010). Ten challenges for decision neuroscience. <i>Frontiers in Neuroscience</i> , 4, 171.
Neuroeconomics	“[...] neuroeconomics as the application of neuroscientific methods to analyze and understand economically relevant behavior”	Kenning, P., & Plassmann, H. (2005). NeuroEconomics: An overview from an economic perspective. <i>Brain Research Bulletin</i> , 67(5), 343–354.

(Fortsetzung)

Tabelle 2.1 (Fortsetzung)

Begriff	Definition	Referenz
	<p>“neuroeconomics, which evolved from the combination of both disciplines [economics and neuroscience], proposes an interdisciplinary approach and specifically examines the neural correlates of decision-making”</p>	<p>Hubert, M., & Kenning, P. (2008). A current overview of consumer neuroscience. <i>Journal of Consumer Behaviour</i>, 50, 35–50.</p>
	<p>“neuroeconomics is interested in understanding the interrelationship between those mechanisms that exist in our evolved brains and those mechanisms that exists in our constructed institutions and their joint computation”</p>	<p>Glimcher, P. W., Fehr, E. (2013). <i>Neuroeconomics: Decision Making and the Brain</i>. Elsevier Science</p>
<p>Social Neuroscience</p>	<p>“social neuroscience, which uses neuroscientific methods to elucidate the neural basis of social interaction, insights about trust, fairness, and reciprocity, mentalizing, empathy, emotion regulation, social exclusion, and pain networks have provided relevant building blocks for approaching consumer behavior [...]”</p>	<p>Smidts, A., Hsu, M., Sanfey, A. G., Boksem, M. A. S., Ebstein, R. B., Huettel, S. A., ... Yoon, C. (2014). Advancing consumer neuroscience. <i>Marketing Letters</i>, 25(3), 257–267.</p>

(Fortsetzung)

Tabelle 2.1 (Fortsetzung)

Begriff	Definition	Referenz
	„Daneben geht es im Bereich Social Neuroscience um das menschliche Verhalten in sozialen Kontexten. [...] Hier angesiedelt sind bspw. Studien, die sich mit der interpersonalen Vertrauensbildung, mit Fairness, Altruismus und ganz allgemein mit kooperationsrelevanten Fragestellungen beschäftigen.“	Kenning, P., 2020. <i>Consumer Neuroscience</i> , 2. Aufl. Kohlhammer, Stuttgart
	“ social cognitive neuroscience examines social phenomena and processes using cognitive neuroscience research tools such as neuroimaging and neuropsychology”	Lieberman, M. D. (2007a). Social cognitive neuroscience: a review of core processes. <i>Annual Review Psychology</i> , 58, 259–289.

2.2.2 Consumer Neuroscience

Durch die Fokussierung auf Konsumentenverhalten und damit eine Spezialisierung auf das Marketing leitet sich die *Consumer Neuroscience* aus der vorangestellten *Decision Neuroscience* ab (Karmarkar & Yoon, 2016; Plassmann & Karmarkar, 2015; Plassmann et al., 2015; Plassmann, Yoon, Feinberg, & Shiv, 2011; Smidts et al., 2014; Yoon et al., 2012). Dabei werden neurowissenschaftliche Erkenntnisse, Theorien, Konzepte und insbesondere Methoden in die Konsumentenverhaltensforschung integriert, um Konsumentenverhalten im Kontext der Absatzwirtschaft besser zu beschreiben, zu erklären und letztlich zu antizipieren, wodurch neue theoretische Perspektiven eröffnet werden (Kenning, 2020; Plassmann et al., 2015; Smidts et al., 2014; Yoon et al., 2012). Die *Consumer Neuroscience* deckt, im Interesse eines wissenschaftlichen Voranschreitens (Hubert & Kenning, 2008), ein umfassendes Spektrum an Themenfeldern

ab, die man beispielsweise grob in die vier Elemente des Marketing-Mixes³³ gliedern kann (Smidts et al., 2014). Analog zu den Teilbereichen der *Decision Neuroscience*, lassen sich in der *Consumer Neuroscience* auf deskriptiver Ebene zunächst zwei Teilbereiche – *Individual* und *Social Consumer Neuroscience* – spezifizieren (Kenning, 2020). Diese können den beiden Teilgebieten der *Decision Neuroscience* – *Neuroeconomics* und *Social Neuroscience* – entsprechend zugeordnet werden. Durch den stärker anwendungsorientierten Bezug der *Consumer Neuroscience* auf die betriebswirtschaftliche Praxis, kann darüber hinaus noch der dritte Teilbereich der *Commercial Consumer Neuroscience*³⁴ spezifiziert werden (Hubert & Kenning, 2008; Kenning, 2020). Das Teilgebiet der *Individual Consumer Neuroscience* fokussiert, ähnlich wie *Neuroeconomics*, individuelles Entscheidungsverhalten von Konsumentinnen/Konsumenten, welches zunächst unabhängig von sozialen Kontexten betrachtet wird (Kenning, 2020). Ziel ist es, durch Anwendung neurowissenschaftlicher Instrumente ein besseres Verständnis des individuellen Entscheidungsverhaltens von Konsumentinnen/Konsumenten mittels der damit assoziierten, neuralen Gehirnstrukturen zu erlangen (Kenning, 2020). So wird in der *Individual Consumer Neuroscience* beispielsweise die Wahrnehmung der Konsumentinnen/Konsumenten von ökonomisch relevanten Stimuli untersucht (z. B. Preisinformationen oder Markeneffekte; Deppe et al., 2005; Knutson, Rick, Wimmer, Prelec, & Loewenstein, 2007; McClure et al., 2004). Da die soziale Dimension des betrieblichen Geschehens insbesondere in der systemorientierten Interpretation³⁵ der Betriebswirtschaft im Fokus steht, in der

³³ Hiermit wird der Marketing Mix nach McCarthy angesprochen (McCarthy, 1960), der ‚vier P’s‘ – Produkt (Product), Preis (Price), Distribution (Place) und Kommunikation (Promotion) – des Marketing-Mixes definierte (Smidts et al., 2014). Es sollte jedoch (kurz) erwähnt werden, dass im Rahmen des Handelsmarketing-Mixes noch weitere Elemente zu nennen sind (Ahlert, Kenning, & Brock, 2018).

³⁴ Als Synonym wird hierfür oft der Begriff *Neuromarketing* genutzt (Ariely & Berns, 2010; Plassmann et al., 2015; Smidts et al., 2014). Dieser Begriff kann jedoch als Misnomer verstanden werden, da strenggenommen „Marketing [...] üblicherweise [...] als das Konzept der marktorientierten Führung [verstanden wird und entsprechend *Neuromarketing*] die marktorientierte Führung von Neuronen bedeuten“ würde (Kenning, 2020, S. 24).

³⁵ Im Systemansatz nach Ulrich ist ein System die Gesamtheit von Elementen, die aufeinander bezogen und als nach außen hin abgegrenzte Struktur organisiert sind (Ulrich, 1989). Dabei werden Unternehmen als produktive, soziale Systeme angesehen, sodass u. a. soziale Dimensionen des betrieblichen Geschehens ins Blickfeld des wissenschaftlichen Interesses geraten (Kreikebaum et al., 2011; Ulrich, 1989). Der systemorientierte Ansatz stellt eine konkrete Ausformung von betriebswirtschaftlichen Basiskonzepten dar und verbindet sozialwissenschaftliche und ökonomische Ansätze der Betriebswirtschaft, welche zu Beginn der Arbeit definiert wurden (vgl. Fußnote 1).

Märkte als Transaktionsmärkte definiert werden (Ulrich, 1989), stellt Konsumentenverhalten in sozialen Kontexten ebenfalls eine zentrale Forschungsrichtung dar (Kenning, 2020). So ergibt sich aus dem Teilgebiet der *Social Neuroscience* im Rahmen der *Consumer Neuroscience* die Spezifizierung der *Social Consumer Neuroscience*, welche sich mit interpersonellen Phänomenen und neuralen Prozessen von Konsumentinnen/Konsumenten, wie beispielsweise Vertrauen, Fairness, Empathie und Kooperation (Kenning, 2020) beschäftigt.

Wie bereits erwähnt, ist die *Consumer Neuroscience* durch den starken betriebswirtschaftlichen Bezug auch anwendungsorientiert ausgerichtet, sodass neurowissenschaftlich fundierte Erkenntnisse dazu genutzt werden können, eine verbesserte Marktbearbeitung (Marktsegmentierung) sowie neue Maßnahmen der Differenzierung (Marktpositionierung und -differenzierung) zu entwickeln (Briesemeister & Selmer, 2020; Kenning, 2020; Venkatraman, Clithero, Fitzsimons, & Huettel, 2012). Dieses Potenzial wird bereits, unter anderem in Marktforschungsunternehmen, Werbeagenturen und Beratungsfirmen³⁶, kommerziell genutzt, die neurowissenschaftliche Instrumente in ihre Angebote integriert haben (Plassmann et al., 2015; Smidts et al., 2014). Entsprechend konstituiert sich das dritte Teilgebiet der *Consumer Neuroscience*, die *Commercial Consumer Neuroscience* aka. *Neuromarketing* (Kenning, 2020). Auch wenn vielfach synonym verwendet, ist die Definition der *Consumer Neuroscience* eindeutig von der der *Commercial Consumer Neuroscience* zu differenzieren. Dabei ist die *Consumer Neuroscience* insbesondere mit einem klaren wissenschaftlichen Bezug zu verstehen, wohingegen die *Commercial Consumer Neuroscience* die kommerzielle Anwendung dieser Erkenntnisse im Rahmen der Marketingpraxis fokussiert (Hubert & Kenning, 2008). Dem Bereich der *Commercial Consumer Neuroscience* wird daher oftmals der starke Fokus auf ökonomische Ziele unterstellt, wodurch wissenschaftliche Ansprüche in mancher Hinsicht geschmälert werden könnten. Aufgrund dessen wird dieser Bereich, insbesondere in der wissenschaftlichen Literatur, zunehmend im Hinblick auf die Neuroethik kritisiert (Ariely & Berns, 2010; Matthews, 2014; Murphy, Illes, & Reiner, 2008; Olteanu, 2015). Da die *Commercial Consumer Neuroscience* durch neurowissenschaftliche Einblicke qualitativ fortgeschrittene Erkenntnisse über die Präferenzen von Konsumentinnen/Konsumenten erlangen kann, die weit über die Eigenauskünfte dieser hinausgehen, muss die Autonomie der analysierten Parteien geschützt werden, um Schaden und Ausbeutung dieser zu verhindern (Matthews, 2014; Murphy et al., 2008; Olteanu, 2015). Diese

³⁶ Es gibt bereits eine ganze Reihe an spezialisierten Abteilungen in den großen Marktforschungsunternehmen (z. B. Nielsen, Ipsos), aber auch eigenständige Agenturen (z. B. Decode, Neurons), die der *Commercial Consumer Neuroscience* aka. *Neuromarketing* zuzuordnen sind (siehe: www.nmsba.com/buying-neuromarketing/neuromarketing-companies).

qualitativ differenzierte Möglichkeit der Konsumentenanalyse und der wachsende Druck auf die Praxis³⁷ verstärkten Forderung nach ethischen Grundsätzen innerhalb der *Commercial Consumer Neuroscience* (Matthews, 2014; Murphy et al., 2008; Olteanu, 2015). Folglich wurde im Jahr 2012 die internationale “Neuromarketing Science and Business Association” (NMSBA) gegründet, die ihre Mission darin sieht, Forschung und Praxis im Rahmen der *Commercial Consumer Neuroscience* zusammenzuführen, um für die Praxis wertvolle und wissenschaftlich valide Erkenntnisse zu erzielen (NMSBA, 2012). Erst kürzlich veröffentlichte die NMSBA ihren *Code of Ethics* für die Anwendung der *Consumer Neuroscience* in der Wirtschaft (NMSBA, 2019), zu dem sich verschiedene Unternehmen offiziell bekennen (NMSBA, 2020). Ob damit der avisierte wissenschaftliche Anspruch nach ethisch vertretbaren und publizierten Erkenntnissen erfüllt wird, bleibt zu prüfen und sollte avisiert werden.

Insgesamt lässt sich die *Consumer Neuroscience* anhand ausgewählter, zentraler Definitionen und für die Disziplin wesentlicher Referenzen, die in Tabelle 2.2 zusammengefasst sind, in drei Teilbereiche differenzieren, die neurowissenschaftliche Instrumente im Rahmen der Konsumentenverhaltensforschung nutzen. Analog zur *Decision Neuroscience*, können dabei zwei Teilgebiete für individuelles Konsumentenverhalten (*Individual Consumer Neuroscience*) und Konsumentenverhalten in sozialen Kontexten (*Social Consumer Neuroscience*) differenziert werden. Während diese beiden Teilgebiete eher im wissenschaftlichen Kontext zu verorten sind, fokussiert das dritte Teilgebiet, die *Commercial Consumer Neuroscience*, insbesondere die anwendungsorientierte Verwendung der *Consumer Neuroscience* in der Marketingpraxis.

2.2.3 Consumer Decision Neuroscience

Nachdem nun die übergreifende Disziplin der *Decision Neuroscience* und darauf aufbauend die spezifische Disziplin der *Consumer Neuroscience*, mit dem Fokus auf Konsumentenverhalten, definiert wurden, soll im Nachgang das in der vorliegenden Arbeit zentrale Forschungsgebiet der *Consumer Decision Neuroscience*

³⁷ Manche Marktforschungsunternehmen (z. B. Nielson Consumer Neuroscience) haben daraufhin ihre Bezeichnungen von dem in Kritik geratenen *Neuromarketing* hin zu dem eher unkritischen, wissenschaftlich besetzten Begriff *Consumer Neuroscience* geändert.

Tabelle 2.2 Definitionen der Consumer Neuroscience. Definitionen zentraler Disziplinen werden mit entsprechenden Referenzen dargestellt

Begriff	Definition	Referenz
Consumer Neuroscience	<p>“[...] consumer neuroscience as the scientific proceeding [...]”</p>	<p>Hubert, M., & Kenning, P. (2008). A current overview of consumer neuroscience. <i>Journal of Consumer Behaviour</i>, 50, 35–50.</p>
	<p>„[...] der Gegenstandsbereich der Consumer Neuroscience definiert werden als die systematische Integration neurowissenschaftlicher Theorien, Methoden, Konzepte und Erkenntnisse in die Konsumentenverhaltensforschung“</p>	<p>Kenning, P. (2020): <i>Consumer Neuroscience – ein transdisziplinäres Lehrbuch</i>, Kohlhammer Verlag</p>
	<p>“neuroscience [...] allow for the use of neural data to make better predictions about consumer behavior”</p>	<p>Yoon, C., Gonzalez, R., Bechara, A., Berns, G. S., Dagher, A. A., Dubé, L., ... Spence, C. (2012). Decision neuroscience and consumer decision making. <i>Marketing Letters</i>, 23(2), 473–485.</p>
	<p>“[...] specific subfield of consumer neuroscience, which applies neuroscience insights and techniques to consumer behavior and marketing problems”</p>	
	<p>“[...] compare it to that of the adjacent field of neuroeconomics”</p>	<p>Smidts, A., Hsu, M., Sanfey, A. G., Boksem, M. A. S., Eibstein, R. B., Huettel, S. A., ... Yoon, C. (2014). Advancing consumer neuroscience. <i>Marketing Letters</i>, 25(3), 257–267.</p>

(Fortsetzung)

Tabelle 2.2 (Fortsetzung)

Begriff	Definition	Referenz
	<p>„consumer neuroscience is a new, burgeoning field comprising academic research at the intersection of neuroscience proper, psychology, economics, decision theory, and marketing. Its main goal is to shed light on basic questions of consumer behavior by coupling traditional, experimental, and statistical research techniques with those developed by neuroscientists”</p>	<p>Plassmann, H., Yoon, C., Feinberg, F. M., Shiv, B. (2011). <i>Consumer Neuroscience</i>. Wiley International Encyclopedia of Marketing</p>
Individual Consumer Neuroscience	<p>„consumer neuroscience research, which applies tools and theories from neuroscience to better understand decision making and related processes, has generated excitement in marketing and cognate disciplines [...]”</p>	<p>Plassmann, H., Venkatraman, V., Huettel, S. A., & Yoon, C. (2015). Consumer neuroscience: Applications, challenges, and possible solutions. <i>Journal of Marketing Research</i>, 52(4), 427–435.</p>
	<p>„So geht es im Bereich der Individual Consumer Neuroscience zunächst noch um (isolierte) Entscheidungen einzelner Akteure, deren Nutzenniveau nicht vom Verhalten anderer Akteure abhängt.“</p>	<p>Kenning, P. (2020): <i>Consumer Neuroscience – ein transdisziplinäres Lehrbuch</i>, Kohlhammer Verlag</p>
Social Consumer Neuroscience	<p>„Das Merkmal der Social Consumer Neuroscience [ist], dass das Verhalten anderer Akteure Teil der eigenen Nutzenfunktion des Kunden wird und diese beeinflusst.“</p>	<p>Kenning, P. (2020): <i>Consumer Neuroscience – ein transdisziplinäres Lehrbuch</i>, Kohlhammer Verlag</p>

(Fortsetzung)

Tabelle 2.2 (Fortsetzung)

Begriff	Definition	Referenz
Commercial Consumer Neuroscience	<p>„[...] der Commercial [Consumer] Neuroscience, wird hingegen [...] auf die Perspektive des Unternehmens gewechselt. Mithin steht hier die betriebliche Nutzung neurowissenschaftlicher Theorien, Methoden und Erkenntnisse im Vordergrund [...]“</p> <p>“[...] and neuromarketing as the application of these findings within the scope of managerial practice”</p> <p>“[...] how to reliably measure implicit reactions to marketing stimuli. The marketing research industry has therefore quickly endorsed adopting neuroscience. The number of neuromarketing companies [...]”</p> <p>“Most of the largest marketing research companies and advertising agencies currently have neuromarketing divisions (e.g., Nielsen, Ipsos, Millward Brown), and the number of specialized neuromarketing research [...]”</p>	<p>Kenning, P. (2020): <i>Consumer Neuroscience – ein transdisziplinäres Lehrbuch</i>, Kohlhammer Verlag</p> <p>Hubert, M., & Kenning, P. (2008). A current overview of consumer neuroscience. <i>Journal of Consumer Behaviour</i>, 50, 35–50.</p> <p>Smidts, A., Hsu, M., Sanfey, A. G., Boksem, M. A. S., Eibstein, R. B., Huettel, S. A., ... Yoon, C. (2014). Advancing consumer neuroscience. <i>Marketing Letters</i>, 25(3), 257–267.</p> <p>Plassmann, H., Venkatraman, V., Huettel, S. A., & Yoon, C. (2015). Consumer neuroscience: Applications, challenges, and possible solutions. <i>Journal of Marketing Research</i>, 52(4), 427–435.</p>

definiert werden³⁸. Das ultimative Ziel, welches die *Decision Neuroscience* verfolgt und somit allen Teilgebieten als übergeordnete Zielstellung dient, ist eine zugrundeliegende, neurowissenschaftlich fundierte, umfassende *Unified Theory* des Entscheidungsverhaltens zu beschreiben (Camerer, Loewenstein, & Prelec, 2005; Foxall, 2008; Glimcher & Rustichini, 2004; Kenning & Plassmann, 2005). Wie bereits erläutert, ist dabei die Entscheidung als wesentliches Konstrukt nicht als Begrenzung des Untersuchungsrahmens, sondern als zugrundeliegender Prozess, auf den jedes Verhalten zurückzuführen ist, zu verstehen. Durch die Spezifizierung des Forschungsgebiets der *Consumer Neuroscience* wird insbesondere das Verhalten von Konsumentinnen/Konsumenten fokussiert, sodass es das Ziel der *Consumer Decision Neuroscience* ist, einer zugrundeliegenden, neurowissenschaftlich fundierten und umfassenden Theorie des Entscheidungsverhaltens von Konsumentinnen/Konsumenten näher zu kommen. Entsprechend wird das Instrumentarium der Neurowissenschaften angewandt, insbesondere deren Methoden. Zusammen mit Konzepten aus den Sozialwissenschaften – im Rahmen der *Consumer Decision Neuroscience* insbesondere die Konsumentenverhaltensforschung mit Einflüssen aus Psychologie und Wirtschaftswissenschaft – sollen Mechanismen und Prozesse, die dem Entscheidungsverhalten von Konsumentinnen/Konsumenten zugrunde liegen, untersucht werden.

³⁸ Es ließen sich noch weitere Teilgebiete der *Decision* und *Consumer Neuroscience* identifizieren, die vollständigshalber an dieser Stelle kurz erwähnt werden sollen. Hierbei soll insbesondere das erst kürzlich in der Literatur eingeführte Teilgebiet der *Shopper Neuroscience* genannt werden (Krampe, 2020; Krampe et al., 2018b). Durch eine Fokussierung der *Consumer Neuroscience* auf den Point-of-Sale (PoS; oder Point-of-Purchase, PoP, je nach Perspektive) soll mittels mobil einsetzbarer, neurowissenschaftlicher Methoden (z. B. mobile fNIRS, EEG oder MEG Geräte) die Bemessung von neuronalen Prozessen direkt am Ort der Entscheidung erfolgen (Krampe, 2020; Krampe et al., 2018b). Erste Studien adressieren bereits Anwendungsmöglichkeiten der *Shopper Neuroscience* (Krampe, Gier, & Kenning, 2018; Krampe et al., 2018b) und es ist zu erwarten, dass durch den zunehmenden Einsatz von mobilen, neurowissenschaftlichen Methoden dieses Forschungsgebiet, insbesondere im digitalen Kontext, weiterwachsen wird (Krampe et al., 2017; Nissen et al., 2019). Hiermit wird bereits das aus der Wirtschaftsinformatik kommende Teilgebiet der *NeuroIS* angesprochen, welches das Verhalten von Nutzerinnen/Nutzern in der Interaktion mit Informationssystemen neural untersucht (Dimoka et al., 2012; Riedl et al., 2010; Riedl & Léger, 2016). Darüber hinaus lassen sich für nahezu alle Disziplinen der Betriebswirtschaft Teilgebiete identifizieren, die das Potenzial des neurowissenschaftlichen Instrumentariums verwenden (z. B. *Neurofinance* (Elger & Schwarz, 2009) oder *Neuroleadership* (Peters & Ghadiri, 2011)).

In der Literatur wird der Begriff *Consumer Decision Neuroscience* als solcher bisher durch Kenning (Kenning, 2014; 2020) expliziert, welcher diese insbesondere mit der Entscheidungsfindung und kognitiven Prozessen assoziiert. Auch hier wird die *Consumer Decision Neuroscience* eng mit der deskriptiven Entscheidungstheorie und dem Forschungsgebiet der *Decision Neuroscience* verbunden, sodass das primäre Ziel darin besteht „eine neurobiologisch fundierte Theorie zur Beschreibung und Erklärung menschlicher Entscheidungen zu entwickeln und zu testen“ (Kenning, 2020, S. 172). Komplementär zu der zuvor vorgestellten Definition, positioniert sich die *Consumer Decision Neuroscience*, als fokussiertes Forschungsgebiet der *Decision Neuroscience*, durch die Spezialisierung auf die Entscheidungsverhaltensforschung von Konsumentinnen/Konsumenten im Teilgebiet der *Consumer Neuroscience*. Die Systematisierung der in der vorliegenden Arbeit zentralen Disziplinen und die Einordnung der *Consumer Decision Neuroscience* wird in Abbildung 2.1 graphisch dargestellt. Basierend

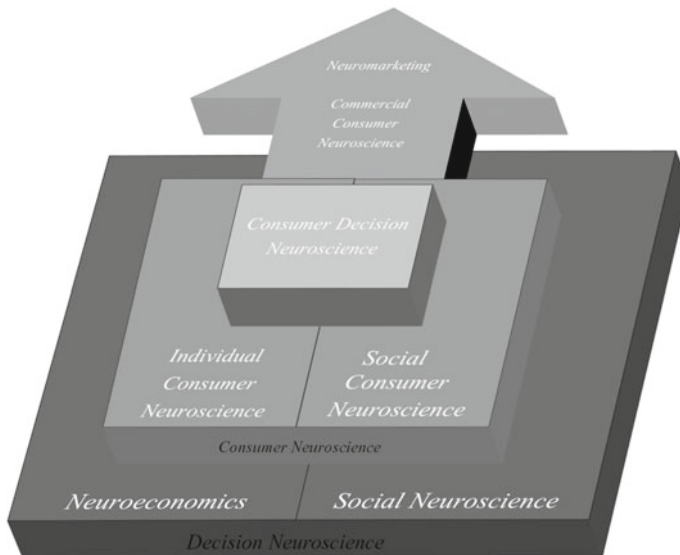


Abbildung 2.1 Systematisierung der Disziplinen zur Consumer Decision Neuroscience. Die Diffusion neurowissenschaftlicher Erkenntnisse, Theorien, Konzepte und Methoden in die Sozial- und Wirtschaftswissenschaften führte zu neuen Forschungsgebieten, die in dieser Abbildung graphisch systematisiert werden sollen

auf den verschiedenen Forschungsarbeiten im Rahmen der *Decision* und *Consumer Neuroscience* sowie den Dual-Process Modellen ist dabei festzustellen, dass „Entscheidungsprozesse regelmäßig einen mehrdimensionalen Charakter [...] [besitzen, der aus einem] mehr oder weniger bewussten Wechselspiel von affektiven und kognitiven [...] Teilprozessen“ entsteht (Kenning, 2020, S. 172). Dabei sind diese Prozesse mit der Interaktion und Interdependenz von verschiedenen neuronalen Strukturen, insbesondere im präfrontalen Kortex, assoziiert. Die vorliegende Arbeit lässt sich entsprechend in der *Consumer Decision Neuroscience* einordnen, indem sie ausgewählte Beiträge in ein zugrundeliegendes, neurowissenschaftlich fundiertes Gesamtmodell zur Beschreibung von Entscheidungsprozessen von Konsumentinnen/Konsumenten einordnet und so schrittweise einen Beitrag dazu leitet, eine umfassende *Unified Theory* wissenschaftlich zu fundieren.

2.3 Neurowissenschaftlich fundierte Dual-Process Theorien

Dem Ziel der zuvor definierten *Consumer Decision Neuroscience* folgend, soll nun eine neurowissenschaftlich fundierte Dual-Process Theorie vorgestellt werden. Dieser liegen neurowissenschaftliche Erkenntnissen zugrunde (Strack & Deutsch, 2004), um das Entscheidungsverhalten von Konsumentinnen/Konsumenten umfassend zu erklären. Als theoretischer Rahmen der vorliegenden Arbeit dient das *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004), welches auf integrativ-generalisierten Dual-Process Modellen und insbesondere dem neurowissenschaftlich fundierten Reflexion-Reflektion Modell (Lieberman et al., 2002; Smith & DeCoster, 2000) aufbaut. Das Modell wurde im Jahr 2004 publiziert und bisher in 4210 Publikationen zitiert³⁹, worunter auch einige aktuelle Beiträge fallen (Azer & Alexander, 2020; Hubert & Hubert, 2020; Kleissner & Jahn, 2020; Mann, Kurdi, & Banaji, 2020; Novoradovskaya, Mullan, & Hasking, 2020). Hierdurch zählt es mit zu den jüngeren Veröffentlichungen der bekannten Dual-Process Theorien (Epstein, 1994; Kahneman, 2003; Lieberman et al., 2002; Smith & DeCoster, 2000) und unter neurowissenschaftlich fundierten Ansätzen zu den meist zitierten⁴⁰ (Benhabib & Bisin, 2005; Botvinick &

³⁹ Dies entspricht der Anzahl an Zitationen laut Google Scholar, Stand vom 12.11.2020.

⁴⁰ Laut Google Scholar (Stand: 12.11.2020) haben die Publikationen von Benhabib & Bisin (2005) 309 Zitationen; Botvinick & Cohen (2014) 225 Zitationen; Lieberman et al. (2002) 662 Zitationen; Loewenstein & O'Donoghue (2004) 421 Zitationen.

Cohen, 2014; Loewenstein & O'Donoghue, 2004). Das *Reflektiv-Impulsiv Modell* wird regelmäßig in Literaturübersichtsartikeln gelistet (Gawronski & Creighton, 2013; Grayot, 2020; Perugini, Back, Hagemeyer, & Wrzus, 2020) und wurde von Kritikern und Vertretern anderer Dual-Process Modelle evaluiert, was für eine fundierte Reflexion des Modells in der wissenschaftlichen Gesellschaft spricht⁴¹.

Entsprechend stellt es eine neurowissenschaftlich fundierte, aktuelle, viel zitierte und weiterhin angewandte Dual-Process Theorie dar, die einen Rahmen zur Erklärung von Konsumentenentscheidungen in der *Consumer Decision Neuroscience* bieten könnte.

2.3.1 Reflektiv-Impulsiv Modell

Das *Reflektiv-Impulsiv Modell* kann als integrativ-generalisierte Dual-Process Theorie eingeordnet werden und geht von einem parallel-kompetitiven Verarbeitungsprozess aus. Im Folgenden wird das Modell anhand der zehn Thesen (Strack & Deutsch, 2004), die das Modell definieren, beschrieben.

Das *Reflektiv-Impulsiv Modell* trifft die Grundannahme von zwei separaten, parallel agierenden Verarbeitungsprozessstypen (*These 1 und 2*) – das *impulsive System*⁴² und das *reflektive System* (Strack & Deutsch, 2004). Wie allen Dual-Process Theorien gemein, werden die beiden handlungsleitenden Prozessstypen durch verschiedene Prinzipien der Informationsrepräsentation und -verarbeitung charakterisiert. Die Verarbeitungsprozesse operieren dabei parallel, wobei die beiden Prozessstypen während der gesamten Verarbeitung interagieren und je nach Intensität des Wahrnehmungsinputs und Aufmerksamkeitsallokation diese Interaktion unterschiedlich stark ausgeprägt ist (Strack & Deutsch, 2004). Im impulsiven Prozessstyp findet die Verarbeitung assoziativ durch verteilte Aktivierungsprozesse statt. Diese werden auf Basis vom Wahrnehmungsinput oder

⁴¹ Gawronski, Kruglanski, Levy und Smith haben u. a. das Modell vor der Veröffentlichung begutachtet (vgl. Acknowledgements in Strack & Deutsch, 2004).

⁴² Wie in Abschnitt 2.1.4. unter Kritikpunkt 3 (Evans & Stanovich, 2013) dargestellt, ist der Systembegriff im Zusammenhang mit Dual-Process Theorien problematisch, da er eine strikte Trennung der Entitäten suggeriert und eine zeitliche Dimension unbeachtet lässt. Gleichwohl verwenden Strack und Deutsch (2004) diesen Begriff in ihrer Definition des *Reflektiv-Impulsiv Modells*. Wenn im Folgenden der Begriff „System“ genannt wird, soll damit die zitierte Originalbezeichnung referiert werden, obgleich in der vorliegenden Arbeit die passendere Terminologie (Typ) angenommen und bei eigenständigen Erläuterungen verwendet wird.

reflektiven Verarbeitungsprozessen hervorgerufen und können durch motivationale Orientierung oder Aufrechterhaltung der Bedürfnisbefriedigung moderiert werden (Strack & Deutsch, 2004). Dem reflektiven Prozesstyp wird ein Entscheidungsprozess unterstellt, dem Abwägungs- und Integrationsprozesse zugrunde liegen (Strack & Deutsch, 2004).

Verarbeitungsprozesse im reflektiven System benötigen kognitive Kapazitäten (These 3; Strack & Deutsch, 2004). In dieser These ist als handlungsbezogene Konsequenz davon auszugehen, dass insbesondere reflektive Verarbeitungsprozesse leicht unterbrochen werden können und entsprechend sensibel auf Erregungszustände reagieren (Strack & Deutsch, 2004). Folglich scheinen vor allem impulsive Verarbeitungsprozesse zu agieren, wenn kognitive Kapazitäten limitiert sind (Strack & Deutsch, 2004).

Während im impulsiven System assoziative Netzwerkverbindungen zwischen Elementen unterstellt werden, generiert das reflektive System semantische Verbindungen zwischen Elementen, denen durch propositionale Kategorisierung und syllogistische Rückschlüsse ein Wahrheitswert zugeschrieben wird (These 4; Strack & Deutsch, 2004). Aufgrund der bisherigen Thesen ist davon auszugehen, dass sich die beiden Verarbeitungsprozesstypen in ihrer Darstellung, Speicherung und Verarbeitung von Informationen unterscheiden. Dabei wird eine neuronale Netzwerkorganisation⁴³ angenommen, in der beide Verarbeitungsprozesse implementiert sind und miteinander interagieren (Strack & Deutsch, 2004). Im impulsiven Prozesstyp werden dabei assoziative Verbindungen zwischen Elementen durch die Prinzipien der Kontiguität und Ähnlichkeit verbunden, die demgemäß unterschiedlich stark ausgeprägte und zeitlich relativ stabile Verlinkungen miteinander graduell aufbauen (Strack & Deutsch, 2004)⁴⁴. Bei regelmäßig parallel aktivierten Verlinkungen entstehen Korrelationen zwischen Wahrnehmungsreizen und erzeugten Reaktionen, die assoziative Cluster formen (Strack & Deutsch, 2004). Erklärt man das Prinzip des impulsiven Prozesstyps am Beispiel einer Lieblingsmarke, löst das Markenlogo zunächst eine Aktivität aus, die sich entsprechend

⁴³ Ein neuronales Netzwerk beschreibt eine Anzahl an Elementen, die miteinander durch neurale Lernprinzipien vernetzt werden, um eine bestimmte Funktion zu erfüllen (Levine, 2018). Durch fortgeschrittene computerbasierte Möglichkeiten ist es in der aktuellen Forschung möglich aufgrund dieser theoretischen Annahmen, künstliche neuronale Netzwerke zu modellieren, die beispielsweise Entscheidungsverhalten nachbilden können (Levine, 2019).

⁴⁴ Dies entspricht dem Prinzip des Hebbian Learning, welches eine Regel beschreibt, wie der Verband von Neuronen (Synapse) zustande kommt (Hebb, 1949). Der bekannte Leitsatz in diesem Zusammenhang "Cells that fire together, wire together" (Keysers & Gazzola, 2014, S. 2) kam zwar nicht von Hebb selbst, kommt aber dem Kernpunkt der Regel sehr nahe (vgl. Hebb, 1949, S. 62).

der Gradienten zwischen den Elementen ausbreitet. Dadurch werden verschiedene Elemente, die mit dem Reiz der Lieblingsmarke assoziiert sind, aktiviert, wobei eine zuvor regelmäßige (z. B. durch hohe Markenloyalität⁴⁵) oder kürzlich erfolgte Aktivierung (z. B. durch kommunikationspolitische Maßnahmen) die assoziative Ausbreitung über diese Verlinkung begünstigt (Strack & Deutsch, 2004). Werden durch diesen impulsiven Verarbeitungsprozess bereits eindeutige und starke assoziative Cluster aktiviert, werden damit verbundene Handlungsoptionen (z. B. kaufen, nutzen, konsumieren) für das Verhalten leitend (Strack & Deutsch, 2004). Ein solcher Verarbeitungsprozess für eine Lieblingsmarke könnte beispielsweise Effekte wie den First-Choice-Brand (FCB) Effekt⁴⁶ oder den Marketing Placebo Effekt⁴⁷ (MPE) erklären (Deppe et al., 2005; Krampe, Gier, & Kenning, 2018; McClure et al., 2004; Plassmann, Doherty, Shiv, & Rangel, 2008). Im Gegensatz zum impulsiven, können im reflektiven Prozesstyp neue Verlinkungen zwischen Elementen entstehen, die bisher durch den assoziativen Verarbeitungsprozess nicht miteinander verbunden sind (Strack & Deutsch, 2004). Der reflektive Prozesstyp aktiviert hierzu im impulsiven Prozesstyp entsprechende Elemente, die durch dessen Lernprinzip miteinander einen assoziativen Link aufbauen (Strack & Deutsch, 2004). Dabei wird der reflektive Prozesstyp insbesondere durch die propositionale Verarbeitung⁴⁸ charakterisiert, die es erlaubt eine limitierte Anzahl an Informationen zeitlich begrenzt abzubilden, ihnen eine semantische Bedeutung zuzuschreiben und rationale Schemata auf diese zu übertragen (Strack & Deutsch, 2004). Dadurch kann der reflektive Prozesstyp den Verlinkungen und Elementen Wahrheitswerte zuschreiben, wobei er sich nach

⁴⁵ Im Rahmen der vier Loyalitätsstufen nach Oliver (Oliver, 1999) – kognitiv, affektiv, konativ, aktionsbezogen – wäre dies insbesondere bei der letzten Stufe, der *Action Loyalty*, der Fall.

⁴⁶ Der FCB Effekt zeichnet sich durch zwei nicht-lineare Effekte im präfrontalen Kortex (PFC) aus, wenn binäre Entscheidungen mit der Lieblingsmarke als Option getroffen werden. Nur wenn die Lieblingsmarke vorhanden ist, kann reduzierte dorsolaterale präfrontale (dlPFC) und erhöhte ventromediale präfrontale (vmPFC) Aktivierung festgestellt werden (Deppe et al., 2005; Krampe, Gier, et al., 2018).

⁴⁷ Als Marketing Placebos werden Marketingmaßnahmen bezeichnet, die das physiologische Produkterlebnis beeinflussen ohne das Produkt in seiner physischen Eigenschaft zu verändern (Fell, 2010). Dieser Effekt wurde bereits für verschiedene Maßnahmen verhaltensbasiert und neural, durch eine erhöhte Aktivität im medialen orbitofrontalen Kortex (OFC), nachgewiesen (Enax & Weber, 2015; Plassmann et al., 2008; Shiv, Carmon, & Ariely, 2005).

⁴⁸ Propositionale Verarbeitung bedeutet, dass aufgrund von Schlussfolgerungsprozessen eine prädiktive Einschätzung getroffen wird, die relationale Verbindungen zwischen Elementen herstellt und diesen einen Wahrheitswert zuschreibt (Strack & Deutsch, 2004).

dem Prinzip der Konsistenz ausgerichtet (Strack & Deutsch, 2004)⁴⁹. Durch diese Flexibilität im reflektiven Prozesstyp werden verschiedene mentale Verarbeitungsprozesse möglich (z. B. denken, planen, simulieren), die jedoch kognitive Ressourcen verbrauchen (vgl. These 3; Strack & Deutsch, 2004). Im impulsiven Prozesstyp wird ein erfahrungsgemäßes Bewusstsein erzeugt, welches entsteht, ohne den genauen Ursprung des Empfindens zu kennen, wohingegen reflektive Verarbeitungsprozesse mit einem noetischen Bewusstseinsempfinden⁵⁰ charakterisiert werden, welche ein Gefühl des Wissens erzeugen (Strack & Deutsch, 2004).

Verhalten wird über einen vom impulsiven und reflektiven System gemeinsam genutzten Prozessweg ausgeführt, welcher im impulsiven System lokalisiert ist (These 5; Strack & Deutsch, 2004). Die Verarbeitungsprozesse der beiden Typen laufen am Ende im impulsiven Prozesstyp zusammen und aktivieren verschiedene Verhaltensoptionen, die Schemata genannt werden und in ihrer Konkretisierung variieren (Strack & Deutsch, 2004). Als Verhaltensschemata werden entsprechend die assoziativen Cluster bezeichnet, die durch den Verbund von motorischen Elementen mit assoziierten sensorischen, konzeptionellen, affektiven und verhaltensbezogenen Bedingungen und Konsequenzen entstehen (Strack & Deutsch, 2004). Wenn ein aktiviertes Verhaltensschema einen Schwellenwert übersteigt, wird das damit assoziierte Verhalten ausgeführt (Strack & Deutsch, 2004)⁵¹.

Beide Systeme agieren auf Basis unterschiedlicher Vorgänge – Impulsreaktion oder reflektive Entscheidung – um Verhalten zu erzeugen (These 6; Strack & Deutsch, 2004). Verhaltensschemata werden dem impulsiven Prozesstyp zugeschrieben und sind daher durch die assoziative Verarbeitung der verteilten

⁴⁹ Das Prinzip der kognitiven Konsistenz (oder auch *vice versa* kognitiven Dissonanz) wird auch in anderen Theorien unterstellt (Festinger, 1957) und konnte bereits durch eine Reihe an Studien auf neuraler Ebene gezeigt werden (Izuma & Murayama, 2019).

⁵⁰ Das noetische Bewusstseinsempfinden beschreibt einen Gefühlzustand des Wissens, der es erlaubt kognitive Verarbeitungsprozesse mit Elementen durchzuführen, die zum Verarbeitungszeitpunkt nicht vorhanden sind und symbolisch repräsentiert werden (Strack & Deutsch, 2004). Der Begriff *noetic* wurde aus der experimentellen Psychologie übernommen (Tulving, 1985) und beschreibt neben *autonoetic* (Bewusstsein über die eigene Existenz; episodisches Gedächtnis) und *anoetic* (Bewusstsein über die aktuelle zeitliche und räumliche Situation; prozedurales Gedächtnis) einen Bewusstseinszustand der in Zusammenhang mit dem semantischen Gedächtnissystem gebracht werden kann.

⁵¹ Diese These entspricht im übertragenen Sinne den neurowissenschaftlichen Erkenntnissen zur Signalübertragung in Neuronen, die ab einem bestimmten Schwellenwert ein Aktionspotential auslösen (Gazzaniga & Ivry, 2013).

Aktivierung getrieben (Strack & Deutsch, 2004). Entsprechend werden regelmäßig genutzte Verhaltensschemata impulsiv aktiviert⁵², ohne ihnen in Abhängigkeit von der Situation eine Wertigkeit oder Erfolgswahrscheinlichkeit zuzuschreiben (Strack & Deutsch, 2004). Eine Evaluation verschiedener Verhaltensschemata findet dagegen im reflektiven Prozesstyp statt, wo Verhaltensschemata anhand noetischer Entscheidungen über Machbarkeit und Erwünschtheit aktiviert werden (Strack & Deutsch, 2004). Entsprechend wird davon ausgegangen, dass beide Verarbeitungsprozesstypen Verhaltensschemata aktivieren, die je nach Kompatibilität der impulsiv und reflektiv selektierten Optionen, geäußertes Verhalten kontrollieren (Strack & Deutsch, 2004). Die Kompatibilität kann dabei sowohl synergetisch als auch antagonistisch sein. Gemäß dem Prinzip der Energieeffizienz⁵³, wird primär von einer Verhaltenssteuerung durch den impulsiven Prozesstyp ausgegangen, da, These 3 folgend, der Verarbeitungsprozess über den reflektiven Prozesstyp mit einem kognitiven Ressourcenverbrauch verbunden ist (Strack & Deutsch, 2004). Bei antagonistischen Verhaltensschemata wird von einer bedingten Dominanz des reflektiven Prozesstyps ausgegangen, wobei diese stark von den gegenwärtigen externen und internen Bedingungen beeinflusst werden können (Strack & Deutsch, 2004).

Durch den Prozess des Intendings verknüpft das reflektive System avisierte Verhaltensentscheidungen mit Verhaltensschemata, welche solange durch ein Monitoring des impulsiven Systems verfolgt werden, bis das intendierte Verhalten ausgeübt werden kann oder das damit verbundene Verhaltensziel erfüllt wurde (These 7; Strack & Deutsch, 2004). Durch den Mechanismus des Intendings kann der reflektive Prozesstyp in seinem Verarbeitungsprozess getroffene Entscheidungen umsetzen, indem er entsprechende Handlungsoptionen in ihrer Durchführung begünstigt und diesen Prozess beendet, sobald ein entsprechendes Verhalten ausgeführt wurde (Strack & Deutsch, 2004)⁵⁴.

Einflussfaktoren auf die operativen Verarbeitungsprozesse sind die motivationale Orientierung (These 8) und deren Kompatibilitätsprinzipien im geäußerten Verhalten (These 9) sowie homöostatische Deregulierungen (These 10; Strack & Deutsch, 2004). Ein spezifischer Beitrag des Reflektiv-Impulsiv Modells liegt in der Integration von motivationalen Aspekten in den Dual-Process Ansatz. Dabei können die Verarbeitungsprozesse und selektierten Verhaltensschemata durch die

⁵² Hiermit könnten u. a. Habitualisierungseffekte erklärt werden.

⁵³ Dieses Prinzip gilt insbesondere für neurale Verarbeitungsprozesse (vgl. Yu & Yu, 2017).

⁵⁴ Ergebnisse neurowissenschaftlicher Studien zu freiwilligem Handeln könnten durch eine Einordnung in das *Intending* begründet werden (Haggard, 2008; Rae, Hughes, Weaver, Anderson, & Rowe, 2014).

motivationale Orientierung des impulsiven Prozesstyps, aber auch durch ein homöostatisches Ungleichgewicht in eine korrespondierende Richtung gelenkt werden (Strack & Deutsch, 2004). Die motivationale Orientierung kann beispielsweise durch Verarbeitung von positiven und negativen Informationen, das Empfinden von positiven oder negativen Gefühlszuständen sowie die Beobachtung oder Ausführung von entsprechendem Verhalten hervorgerufen werden. Es dient zur allgemeinen Vorbereitung von Reaktionen gegenüber der Umwelt, die entweder die Distanz zu dieser verkleinern oder vergrößern (Strack & Deutsch, 2004)⁵⁵. Die Informationsverarbeitung, Gemütsempfindungen und Verhaltensaüßerungen werden nach der motivationalen Orientierung ausgerichtet, sodass nachfolgende Wahrnehmungsreize, die zu dieser Orientierung komplementär sind, begünstigt werden (Strack & Deutsch, 2004). Infolgedessen geht man bei der motivationalen Orientierung von einem bidirektionalen Einfluss aus⁵⁶. Dabei bestimmt zum einen die bereits bestehende motivationale Orientierung, welche Wahrnehmungsreize in der Verarbeitung begünstigt werden, zum anderen kann diese jedoch durch die Verarbeitung von Wahrnehmungsreizen verändert werden (Strack & Deutsch, 2004). Ebenso können Verarbeitungsprozesse der beiden Verarbeitungsprozess-typen durch ein homöostatisches Ungleichgewicht gelenkt werden (Strack & Deutsch, 2004). Wird beispielsweise ein Mangel in einem Grundbedürfnis (z. B. Hunger) identifiziert, werden Verhaltensschemata aktiviert, die die Verarbeitung passender Wahrnehmungsreize (z. B. hochkalorische Lebensmittel) avisieren und Bewertungsprozesse moderiert, um so diesem Mangel entgegenzuwirken (z. B. Essen; Strack & Deutsch, 2004).

Das *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004) beschreibt anhand von zehn Thesen wie impulsive und reflektive Verarbeitungsprozess-typen agieren, um Entscheidungsverhalten zu erzeugen und wird schematisch in Abbildung 2.2 dargestellt. Aufbauend auf vorherigen Erkenntnissen aus Dual-Process Ansätzen (Lieberman, 2007b; Lieberman et al., 2002; Smith & DeCoster, 2000) könnte das Modell einen möglichen konzeptionellen Rahmen zur Erklärung von Konsumentenentscheidungen bieten. Durch den Einbezug von neurowissenschaftlichen

⁵⁵ Die Unterteilung in *Approach-Avoidance* wird z. B. in der regulatorischen Fokus Theorie unterstellt (Higgins, 1997), sodass diese in das *Reflektiv-Impulsiv Modell* integriert werden könnte.

⁵⁶ Die Facial-Feedback Hypothese (Coles, Larsen, & Lench, 2019; Strack, Martin, & Stepper, 1988) könnte einen solchen bidirektionalen Einfluss aufzeigen, da auch hier die Aktivierung (durch Lächeln) oder die Inhibierung (durch Botox) von bestimmten Gesichtsmuskeln kongruente Verarbeitungsprozesse verstärkt und im Nachgang beeinflusst (Coles et al., 2019; Davis, Senghas, Brandt, & Ochsner, 2010; Neal & Chartrand, 2011).

Erkenntnissen stellt dieses ein vielversprechendes, neurowissenschaftlich fundiertes Dual-Process Modell dar, welches im Rahmen der *Consumer Decision Neuroscience* genutzt werden könnte, um das Entscheidungsverhalten von Konsumentinnen/Konsumenten umfassend zu erklären und so dem übergeordneten Ziel einer *Unified Theory* näher zu kommen.

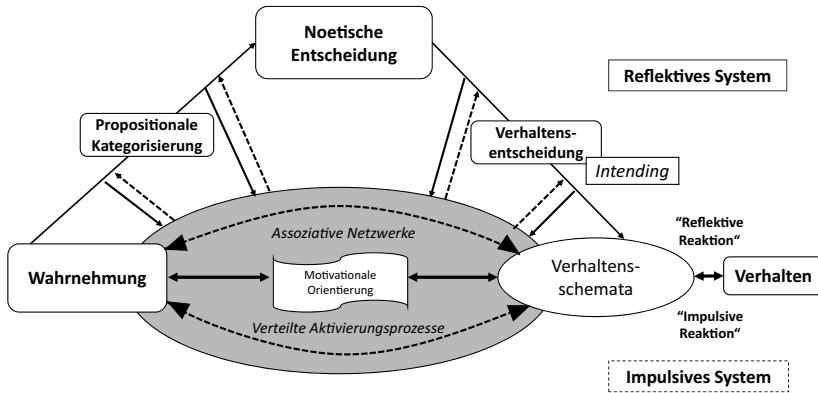


Abbildung 2.2 Überblick über das Reflektiv-Impulsiv Modell. Modifizierte schematische Darstellung der impulsiven und reflektiven Verarbeitungsprozesse (Strack & Deutsch, 2004)

2.3.2 Wissenschaftstheoretische Einordnung nach Kuhn

Nach der wissenschaftstheoretischen Interpretation von Kuhn⁵⁷ (Kuhn, 1979) geht man, analog zu den Ansätzen von Lakatos (Lakatos, 1974) und Feyerabend (Feyerabend, 1983), davon aus, dass eine Wissenschaft theoretische Rahmenbedingungen definiert, innerhalb derer wissenschaftliche Aktivitäten und Auseinandersetzungen stattfinden (Chalmers, 1999). Entsprechend könnte das *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004) als mögliches Paradigma⁵⁸

⁵⁷ Kuhn (Kuhn, 1979) beschreibt den Fortschritt der Wissenschaft anhand des folgenden Prozesses: Vorwissenschaft – Normalwissenschaft – Krise – Revolution – Normalwissenschaft usw.

⁵⁸ Ein Paradigma kann nach Kuhn in ein disziplinäres System und ein Musterbeispiel differenziert werden. Ein disziplinäres System ist als übergeordneter theoretischer Rahmen zu verstehen, wohingegen ein Musterbeispiel im engeren Sinne als ein theoretischer Beweis des übergeordneten disziplinären Systems verwendet wird (Chalmers, 1999).

für eine neue Normalwissenschaft der *Consumer Decision Neuroscience* dienen. Jedoch scheint sich noch keine vollständig entwickelte Normalwissenschaft konstituiert zu haben, was sich anhand verschiedener Indikatoren vermuten lässt.

Zunächst scheinen die hauptsächlich kognitiv geprägten Ansätze⁵⁹, die weiterhin regelmäßig Anwendung in der Betriebswirtschaft finden (Danckwerts, 2020; Gelbrich et al., 2018; Griese & Bröring, 2011; Kern, 2020; Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Meffert et al., 2019; Trommsdorff & Teichert, 2011), Konsumentenentscheidungen teilweise nur unzulänglich erklären zu können. Dies könnte nach Kuhn auf eine Krise hindeuten (Chalmers, 1999; Kuhn, 1979). Durch eine Revolution aus der Psychologie und Neurowissenschaft heraus, konstituierte sich die (*Consumer*) *Decision Neuroscience*. Diese veränderte die Möglichkeit zur Betrachtung der Konsumentinnen/Konsumenten durch Integration neuer Methoden in die Normalwissenschaft der Betriebswirtschaftslehre, insbesondere des Marketing, radikal⁶⁰. Dies könnte somit auf Merkmale einer Revolution nach Kuhn hinweisen (Chalmers, 1999).

Durch das Zusammentreffen verschiedener Wissenschaften in der *Consumer Decision Neuroscience* entstehen hohe Freiheitsgrade in der Wahl und Konzipierung von Studien. Dies kann jedoch auch zu konkurrierenden Ansichten und Inkommensurabilität⁶¹ der bestehenden Paradigmen führen, was laut Kuhn ebenfalls für eine Revolution typisch ist (Chalmers, 1999). Es kommt, wie bei der *Consumer Decision Neuroscience*, zu einer „wachsenden Verlagerung der fachwissenschaftlichen Bindungen“ (Kuhn, 1979, S. 169), die bei einer erfolgreichen Revolution den Großteil der wissenschaftlichen Gesellschaft überzeugt (Chalmers, 1999). Anhand der in der vorliegenden Arbeit bereits dargestellten Diskurse in der wissenschaftlichen Gesellschaft über die Grundannahmen der Theorien (Evans & Stanovich, 2013; Gigerenzer, 1996; Grayot, 2020; Kahneman & Tversky, 1996) lässt sich jedoch erkennen, dass Dual-Process Ansätze als disziplinäres System bisher noch keine umfassende Problemlösungen bieten, die vorwiegend akzeptiert sind (Kuhn, 1979). Dennoch könnte sich die *Consumer Decision Neuroscience* zu einer neuen Normalwissenschaft entwickeln, der es zurzeit noch an weiteren Musterbeispielen bedarf, um ein disziplinäres

⁵⁹ vgl. Abschnitt 2.1.3.

⁶⁰ Mit diesem Begriff sei erneut auf die wissenschaftstheoretische Interpretation nach Kuhn verwiesen.

⁶¹ Inkommensurabilität ist die Inkompatibilität von wissenschaftlichen Ansätzen, sodass z. B. ein Absatz, Umsatz oder ROI (Return-on-Investment) von Neuronen keine sinnvolle Aussage darstellt. Auch wenn eine ROI (Region-of-Interest) in der neurowissenschaftlichen Analyse von fMRT Daten existiert, ist diese nicht mit den Sprachspielen der Betriebswirtschaft vergleichbar.

System⁶² dieser zu definieren. Entsprechend sollen in der vorliegenden Arbeit ausgewählte Beiträge Musterbeispiele innerhalb der disziplinären Matrix liefern und bestätigen⁶³. Selektiv werden die Wirkungszusammenhänge, wie im *Reflektiv-Impulsiv Modell* unterstellt, fokussiert und mit verschiedenen methodischen Herangehensweisen untersucht. Dadurch soll die weitere Entwicklung der *Consumer Decision Neuroscience* im Sinne eines disziplinären Systems der Normalwissenschaft vorangetrieben werden, um dem übergeordneten Ziel einer *Unified Theory* zur Erklärung von Konsumentenentscheidungsprozessen näher zu kommen.

Open Access Dieses Kapitel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>) veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Kapitel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.



⁶² In dieser Arbeit steht man dem zugrundeliegende Paradigma, entgegen den Ansätzen von Kuhn und unter Berücksichtigung der Kritik an seiner Wissenschaftstheorie (Lakatos, 1974; Lakatos & Musgrave, 1970), nicht unkritisch gegenüber und evaluiert die Arbeit unter Berücksichtigung alternativer konzeptueller Ansätze (Abschnitt 5.3).

⁶³ vgl. Fußnote 79 im Kapitel 2.



Systematische Einordnung der Beiträge

3

Im vorangegangenen Kapitel wurden die begrifflichen und theoretischen Grundlagen für die vorliegende Arbeit dargestellt und die mit dieser Arbeit verbundene wissenschaftliche Weiterentwicklung verdeutlicht. In dem folgenden Kapitel werden nun die ausgewählten Beiträge in das *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004) eingeordnet. Dadurch soll das neurowissenschaftlich fundierte Modell anhand verschiedener methodischer Vorgehensweisen als übergeordneter Rahmen für die Beschreibung, Unterstützung und Vorhersage von Konsumentenentscheidungsprozessen im Rahmen der *Consumer Decision Neuroscience* geprüft werden. Diese Strukturierung der ausgewählten Beiträge innerhalb des zugrundeliegenden Modells soll die Beziehung zwischen den Beiträgen verdeutlichen. Dadurch soll der damit verbundene Erkenntnisgewinn für die übergeordneten Forschungsfragen dieser Arbeit und entsprechend für die sich entwickelnde Disziplin der *Consumer Decision Neuroscience* aufgezeigt werden¹. Nachfolgend werden die Beiträge 1 bis 6 inhaltlich skizziert und in das Modell eingeordnet

¹ An dieser Stelle soll explizit verdeutlicht werden, dass im Rahmen der vorliegenden Arbeit das Ziel nicht darin besteht, die zwar neurowissenschaftlich fundierten, jedoch teilweise eher psychologisch orientierten Konstrukte in neurale Prozesse zu übersetzen. Vielmehr soll das *Reflektiv-Impulsiv Modell* als möglicher Orientierungsrahmen für die *Consumer Decision Neuroscience* genutzt werden, in dem die Beiträge eingeordnet werden können, um diese als mögliche *Unified Theory* der Disziplin zu prüfen. Die Zuordnung geschieht dabei auf einer hypothetischen, übergeordneten Ebene ohne den Anspruch zu erheben, die in den Beiträgen identifizierten Erkenntnisse und neuronalen Korrelate direkt auf die im Modell unterstellten Konstrukte zu übertragen. Dies soll verhindern, dass reverse Inferenzen gezogen werden, da neurale Strukturen oftmals zu mehreren (kognitiven) Prozessen zugeordnet werden können. Vor diesem Hintergrund wird das unterstellte Modell in Abschnitt 5.3 kritisch evaluiert und die soeben geschilderte Problematik der Übersetzungen von psychologischen Konstrukten in die neurowissenschaftliche Terminologie thematisiert.

(Abbildung 3.1), sodass die Bezüge zum theoretischen Rahmen verdeutlicht werden und eine übersichtliche und sachgerechte Darstellung der Beiträge möglich ist (Tabelle 3.1).

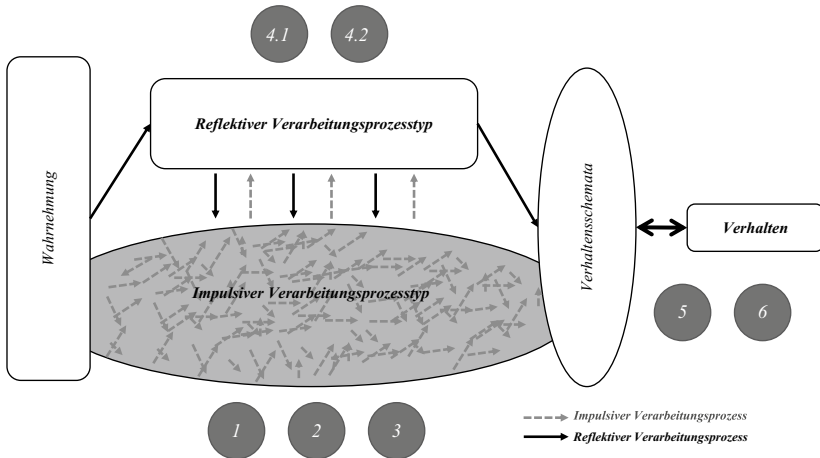


Abbildung 3.1 Einordnung der Beiträge in das Reflektiv-Impulsiv Modell. Die schematische Darstellung der ausgewählten Beiträge (graue Kreise) in den übergeordneten Rahmen soll den avisierten Erkenntnisgewinn für die Beschreibung, Unterstützung und Vorhersage von Konsumentenentscheidungsprozessen im Rahmen der *Consumer Decision Neuroscience* verdeutlichen

Zunächst können die Beiträge grob danach differenziert werden, ob sie innerhalb des Modells den Verarbeitungsprozessen des impulsiven Typs in Interaktion mit den reflektiven Verarbeitungsprozessen zugeordnet werden können (Beiträge 1, 2 und 3). Des Weiteren wird geprüft, ob die Besonderheiten des Modells, insbesondere des reflektiven Prozesses, im direkten Anwendungskontext genutzt werden können, um Konsumentenentscheidungen zu unterstützen (Beiträge 4.1 und 4.2) oder ob eine Vorhersage über das Konsumentenverhalten unter Berücksichtigung des Modells getroffen werden kann (Beiträge 5 und 6). Die Einordnung der Beiträge innerhalb des Modells wird in Abbildung 3.1 verdeutlicht, wobei die Position der Beiträge eine eindeutige Zuordnung innerhalb des Modells nur approximiert. Da im *Reflektiv-Impulsiv Modell* davon ausgegangen wird, dass manifestes Verhalten durch beide Verarbeitungsprozessstypen im Wechselspiel beeinflusst ist (Strack & Deutsch, 2004), sind die Beiträge innerhalb einer Prozesslogik zu verstehen und können nur vorbehaltlich einem

Prozess dominierend zugeschrieben werden. Je nach Aufmerksamkeitsallokation und Intensität der Reize sowie der zur Verfügung stehenden kognitiven Kapazitäten dominieren impulsive oder reflektive Verarbeitungsprozesse das Verhalten (Strack & Deutsch, 2004).

In den ersten drei Beiträgen könnte insbesondere die Interaktion des impulsiven Verarbeitungsprozestyps mit dem reflektiven Typ neurowissenschaftlich anhand von Framing Effekten² in unterschiedlichen Entscheidungskontexten nachgezeichnet werden, wodurch eine Identifizierung von Verarbeitungsprozessen bei Konsumentenentscheidungen ermöglicht wird. In *Beitrag 1* wird die selbstbekundete und neurale Wirkungsweise von Informationsreizen untersucht, die entsprechend der Motivationstheorie des regulatorischen Fokus formuliert wurden. In *Beitrag 2* wird darüber hinaus die verhaltensbezogene Wirkung von unterschiedlichen Darstellungsweisen durch visuelle Elemente in einem realen Entscheidungskontext geprüft. In *Beitrag 3* wird ein Marketing Placebo im digitalen Kontext fokussiert, wobei (neuro-)physiologische Effekte von Online-Bewertungen untersucht werden.

Die ersten Beiträge fokussieren das Zusammenwirken der beiden Verarbeitungsprozessstypen, insbesondere im Hinblick auf die assoziativen Verarbeitungsprozesse. Nachfolgend können in *Beitrag 4.1* und *Beitrag 4.2* Erkenntnisse über die zugrundeliegenden Verarbeitungsprozesse, insbesondere die Merkmale des reflektiven Verarbeitungstyps, herangezogen werden, um die effektive Unterstützung von Konsumentenentscheidungen zu ermöglichen. Dabei wird im *Beitrag 4.1* ein Verbraucherinformationssystem (VIS) als alternative Möglichkeit der Informationsaufbereitung für Konsumentinnen/Konsumenten vorgestellt. Diese zunächst theoretische, literaturbasierte Ausarbeitung wird anschließend in *Beitrag 4.2* prototypisch getestet, wobei der Einfluss von Involvement³ aufgezeigt wird.

Im *Reflektiv-Impulsiv Modell* wird von einem mehrdimensionalen Prozess aus zwei zugrundeliegenden Verarbeitungsprozessstypen ausgegangen, die Verhalten gemeinschaftlich determinieren. Diese Annahmen können dabei in der Informationsgewinnung oder Informationsverarbeitung herangezogen werden, um diese

² In der vorliegenden Arbeit werden Framing Effekte global verstanden, sodass „geringfügige Unterschiede zwischen den Framing Bedingungen zu einer jeweils selektiven Aktivierung schematischer Wissens- und Bewertungsstrukturen führen können. Hierbei können sprachliche Unterschiede in der Informationsdarstellung oder wechselnde Merkmale des Entscheidungskontextes wirksam werden, die aus der Perspektive instrumenteller Rationalität irrelevant sein sollten“ (Stocké, 2001, S. 100).

³ Als Involvement werden in der vorliegenden Arbeit die drei Arten des persönlichen, situativen und objektbezogenen Involvements verstanden (Trommsdorff, 2008).

Erkenntnisse für die Vorhersage von Entscheidungsverhalten von Konsumentinnen/Konsumenten zu nutzen. Entsprechend können in *Beitrag 5* und *Beitrag 6* Indikatoren für diese Annahmen identifiziert werden, die Vorhersagen auf Populationsniveau über tatsächliches Konsumentenverhalten erlauben. In *Beitrag 5* werden kognitive Entlastungseffekte für die Vorhersage von Konsumentenverhalten quantifiziert, die mit Werbeerfolg korreliert werden können. In *Beitrag 6* werden verschiedene Datentypen integriert, um ein umfassendes Vorhersagemodell zum Entscheidungsverhalten von Konsumentinnen/Konsumenten auf Populationsniveau aufzustellen.

Die ausgewählten Beiträge sollen zur Erklärung von Entscheidungsprozessen bei Konsumentinnen/Konsumenten im Rahmen der *Consumer Decision Neuroscience* beitragen, um dem Ziel einer *Unified Theory* näher zu kommen. Die Integration der Beiträge in das zugrundeliegende *Reflektiv-Impulsiv Modell* soll im Folgenden detaillierter beschrieben werden. Dabei wird die Zielsetzung des Beitrags und das angewandte Untersuchungsdesign genannt sowie die Interpretation der Ergebnisse im Rahmen des zugrundeliegenden Modells beschrieben.

3.1 Beitrag 1

Beitrag 1 “Affecting consumers: A fMRI study on regulatory focus framed information in the field of animal welfare” ist als Konferenzartikel in den “Advances of Consumer Research” veröffentlicht. Das Ziel dieses Beitrags besteht darin, die neuronalen Verarbeitungsprozesse bei der Bewertung von unterschiedlich dargestellten Informationen zu identifizieren, die nach der regulatorischen Fokus Theorie (Higgins, 1997) mit zwei motivationalen Foki – Promotions- oder Präventionsfokus – formuliert wurden. Es wurde eine neurowissenschaftliche fMRT Studie durchgeführt, bei der neurale Gehirnaktivität bemessen wurde, während Probandinnen/Probanden Informationen mit jeweils unterschiedlichen regulatorischen Foki sahen und entsprechende visuelle Elemente bewerteten. Die Ergebnisse zeigen, dass Informationen, die mit dem Fokus auf Promotion formuliert sind, im Vergleich zu Information mit Präventionsfokus eine positivere Beurteilung des Bezugsobjekts hervorrufen und mit einer erhöhten neuronalen Aktivität im ventromedialen präfrontalen Kortex⁴ (vmPFC) assoziiert sind. Darüber hinaus konnte gezeigt werden, dass die neurale Verarbeitung von nachfolgenden neutralen Informationen durch die regulatorische Fokus Information beeinflusst wird,

⁴ Die Verortung der Gehirnregionen, insbesondere im PFC, wird in den Beiträgen beschrieben. Zur Übersicht wird auf den Beitrag von Carlén verwiesen (Carlén, 2017).

was aufgrund einer erhöhten Aktivität im anterioren cingulären Kortex (ACC) vermutet werden kann. Ein solcher Effekt ist jedoch nicht für selbstbekundete Beurteilungen festzustellen.

Im Hinblick auf das *Reflektiv-Impulsiv Modell* könnten die in diesem Beitrag dargestellten Ergebnisse die beiden Prozesstypen und deren Darstellung, Speicherung und Verarbeitung von Informationen sowie anwendungsbezogene Aspekte der motivationalen Orientierung aufzeigen. Im Rahmen des *Reflektiv-Impulsiv Modell* wird unterstellt, dass je nachdem, ob die Bedeutung durch den impulsiven Prozesstyp über visuelle Elemente oder durch reflektive Verarbeitungsprozesse über ein verbales Format den Stimuli zugeschrieben wurde, diese eine gegensätzliche Auswirkungen haben können (Strack & Deutsch, 2004). Da in diesem Beitrag Textelemente anhand der regulatorischen Fokus Theorie formuliert wurden, wäre von einem assoziativen Verarbeitungsprozess auszugehen, der durch den reflektiven Prozesstyp initiiert wurde (Strack & Deutsch, 2004). Ausgehend davon, würden präventionsorientierte Beschreibungen zu einer Vermeidungsorientierung und *vice versa* promotionsorientierte Beschreibungen zu einer Annäherungsorientierung führen. Hierbei würden durch den reflektiven Prozesstyp assoziative Cluster im impulsiven Typ entsprechend der adressierten Konzepte aktiviert, sodass eine kongruente Motivationsorientierung angestoßen wird (Strack & Deutsch, 2004). In der Studie könnte dieser hypothetische Prozess auf neuraler Ebene sowie im selbstbekundeten Bewertungsverhalten durch positivere Bewertungen und höhere Aktivität im vmPFC, die unter anderem mit subjektiver Wertbestimmung assoziiert sind (Bartra, McGuire, & Kable, 2013; Hare et al., 2009), verdeutlicht werden. Entsprechend könnte die anschließend erhöhte neurale Aktivität im ACC, die auch mit Konflikterkennung und kognitiver Dissonanz assoziiert wird (Botvinick, Cohen, & Carter, 2004; Carter & van Veen, 2007; van Veen, Krug, Schooler, & Carter, 2009), auf die veränderten Verarbeitungsprozesse aufgrund der motivationalen Orientierung hinweisen, sodass bei anschließender, erneuter Beschreibung durch die entstandene motivationale Orientierung inkongruente Verhaltensschemata abgerufen werden.

3.2 Beitrag 2

Aufbauend auf den in Beitrag 1 dargestellten Erkenntnissen werden in Beitrag 2 „Wahrnehmung der Nutztierhaltung – alles eine Frage der Kommunikation?“, welcher im “Journal of Consumer Protection and Food Safety” als Journalartikel publiziert wurde, weitere Interpretationen und daraus folgende Implikationen

ausführlicher diskutiert sowie in diesem Zusammenhang visuelle Darstellungsmöglichkeiten in einer zweiten Studie mit direktem Verhaltensbezug betrachtet. Der Beitrag verfolgt somit insbesondere das Ziel, die neuralen Reaktionen gegenüber visuellen, kommunikativen Darstellungen im Kontext von Framing Effekten (Levin, Schneider, & Gaeth, 1998; Stocké, 2001) unter realitätsnahen Bedingungen zu bemessen, wenn Konsumentinnen/Konsumenten tatsächlich verhaltensrelevante Kaufentscheidungen treffen. Um dieses Ziel zu erreichen, wurde durch die zweite Studie die neurale Wirkung von visuellen, kommunikativen Maßnahmen im direkten Anwendungskontext bemessen, wobei die mobile Einsetzbarkeit der fNIRS zur Datenerhebung fokussiert und mit Ergebnissen der etablierten fMRT verglichen wurde. Die Ergebnisse zeigen, dass signifikante neurale Aktivitätsunterschiede im orbitofrontalen Kortex (OFC), für positiv-assoziierte im Vergleich zu negativ-assoziierten Kommunikationsmaßnahmen nur mittels der fNIRS zu identifizieren waren. Die mit entsprechenden Verkaufszahlen korrespondierenden Ergebnisse lassen sich jedoch nicht unter kontrollierten Bedingungen mittels fMRT replizieren. Dies verdeutlicht zum einen, dass visuelle Darstellungsmöglichkeiten je nach Kontext unterschiedlich auf neuraler Ebene verarbeitet werden und entsprechend identifizierbar sind, sodass kaufentscheidende Verarbeitungsprozesse offenbar erst in einer tatsächlichen Kaufsituation exogene Präferenzen konstruieren⁵. Zum anderen wird deutlich, dass ein breiter Methodenmix aus mobilen neuralen Messmethoden und tatsächlich verhaltensbezogenen Variablen zielführend sein kann, um relevante Verarbeitungsprozesse, die gegebenenfalls nur in realitätsnahen Kontexten entstehen, identifizieren zu können.

Für die Einordnung in das zugrundeliegende theoretische *Reflektiv-Impulsiv Modell* könnten die Ergebnisse, ähnlich wie im vorangegangenen Beitrag, auf die Existenz der beiden Prozesstypen und deren Verarbeitungsprozesse hinweisen. Dabei könnte davon ausgegangen werden, dass die Bedeutung der verarbeiteten Stimuli diesmal durch den impulsiven Prozesstyp anhand der visuellen Elemente zugeschrieben wird (Strack & Deutsch, 2004). Darüber hinaus könnten die Ergebnisse darauf hindeuten, dass Verarbeitungsprozesse in Abhängigkeit von Aufmerksamkeit, die einem Stimulus zugeteilt wird, verstärkt im reflektiven Prozesstyp verarbeitet werden (Strack & Deutsch, 2004). Der unterstellte Prozess wäre, dass die visuellen Kommunikationselemente hauptsächlich über das

⁵ In der verhaltensökonomischen Konsumforschung spricht man hierbei oftmals von konstruierten Präferenzen (constructive preferences), die in der sogenannten Query Theory beschrieben werden (Johnson et al., 2005).

assoziative Netzwerk verarbeitet werden, da durch reduzierte Aufmerksamkeitsallokation der reflektive Prozessstyp nicht initiiert wird (Strack & Deutsch, 2004). In diesem Beitrag konnte gezeigt werden, dass ein neuraler Verarbeitungsunterschied im OFC für visuelle Elemente analog ihrer adressierten Interpretationsrichtung lediglich in der fNIRS Studie gezeigt werden kann. Dies könnte darauf hinweisen, dass visuelle Elemente im direkten Anwendungskontext, wie eine Kommunikationsmaßnahme am PoS, zunächst impulsiv verarbeitet werden und der Einfluss von Aufmerksamkeit, welche in der fMRT Erhebung bewusst auf diese Elemente gelenkt wurde, die Entscheidungsprozesse für verhaltensrelevante Wirkung der kommunikativen Elemente hemmen könnte.

3.3 Beitrag 3

Beitrag 3 “Online reviews as marketing placebo? First insights from NeuroIS utilising fNIRS” fokussiert im Zusammenhang von Informationsdarstellungen die Spezifizierung eines MPE im digitalen Kontext. Der Beitrag ist als Konferenzbeitrag in den “Proceedings of the European Conference on Information Systems” veröffentlicht worden. Ziel dieses Beitrages ist es zu untersuchen, ob Online-Bewertungen in der selbstbekundeten Wahrnehmung und auf neuraler Ebene einen effektiven Marketing Placebo darstellen können. Der Zielsetzung folgend, wurde in der Studie neurale Aktivität mittels fNIRS sowie das subjektiv wahrgenommene Geschmackserlebnis bemessen, während Probandinnen/Probanden kongruente oder inkongruente Online-Bewertungen über ein zu konsumierendes Produkt lesen sollten. Die Ergebnisse zeigen, dass Online-Bewertungen einen wirksamen Marketing Placebo darstellen können, der das bekundete und neurophysiologische Geschmackserlebnis beeinflusst. Dabei führen inkongruente, im Vergleich zu kongruenten, Online-Bewertungen auf Verhaltensebene zu schlechteren Geschmacksbewertungen der Produkte. Vergleicht man Wahrnehmungs- und Konsumphasen auf neuraler Ebene, zeigt sich, dass beide Typen von Online-Bewertungen zu neuraler Aktivität im medialen präfrontalen Kortex (mPFC) führen, was mit veränderten Verarbeitungsprozessen aufgrund von sozialer Information⁶ assoziiert werden könnte (De Martino, Bobadilla-Suarez, Nouguchi, Sharot, & Love, 2017). Gleichzeitig wird für inkongruente Online-Bewertungen

⁶ Als soziale Information wurden Online-Reviews genutzt (De Martino et al., 2017), die die Meinung anderer Konsumentinnen/Konsumenten darstellen sollen. Die zunehmende Verwendung von künstlicher Intelligenz insbesondere im digitalen Kontexten deutet jedoch daraufhin, dass auch parasoziale Präferenzen die Konsumentenentscheidung und damit verbundenes Verhalten beeinflussen könnten (vgl. Kenning & Zimmermann-Janssen, 2021).

eine verstärkte Aktivität in lateralen präfrontalen Gehirnregionen (IPFC) identifiziert, was auf erhöhte kognitive Verarbeitungsprozesse hinweisen kann (Berns, 2005; MacLeod & MacDonald, 2000).

Vor dem Hintergrund des konzeptionellen Rahmens des *Reflektiv-Impulsiv Modells* könnte dieser Beitrag insbesondere Hinweise für die Interaktion der beiden Verarbeitungsprozessstypen mit Fokus auf die Aktivierung des impulsiven Prozessstyps durch den reflektiven Prozessstyp geben. Letzterer ist durch das Prinzip der Kompatibilität bestrebt, Inkonsistenzen zwischen assoziativ aktivierten Elementen zu vermeiden oder zu beheben, benötigt dafür aber mehr kognitive Kapazitäten (Strack & Deutsch, 2004). Im Rahmen des Modells würde entsprechend davon ausgegangen werden, dass der reflektive Verarbeitungsprozessstyp während des Lesens einer Online-Bewertung zunächst dazu passende assoziative Cluster aktiviert. Anschließend werden durch die tatsächlichen Geschmacksreize, die inkongruent zu den gelesenen Online-Bewertungen sind, andere assoziative Cluster durch den impulsiven Prozessstyp aktiviert. Diese erkennt der reflektive Prozessstyp als Inkonsistenz zwischen den durch die Online-Bewertung assoziativ erwarteten und tatsächlich physiologisch wahrgenommenen Reizen. Um diese Inkompatibilität aufzulösen, Erwartungen anzupassen und für spätere Verarbeitungsprozesse zu korrigieren, benötigt der reflektive Prozessstyp mehr kognitive Kapazitäten (Strack & Deutsch, 2004). Diese höhere kognitive Kapazität könnte sich entsprechend durch eine erhöhte IPFC Aktivität bei inkongruenten Online-Bewertungen explizieren.

3.4 Beitrag 4

Der konzeptionelle Beitrag 4.1 „Zur Konzeption eines Verbraucherinformationssystems als Ergänzung – oder Alternative? – zum klassischen Informationslabel“ ist als Journalbeitrag im “Journal of Consumer Protection and Food Safety” publiziert worden. Ziel des Beitrages ist es, unter Berücksichtigung von Erkenntnissen über Konsumentenentscheidungsprozesse, Informationsmöglichkeiten effektiver zu gestalten, um Konsumentinnen/Konsumenten bedarfsgerechte Informationen in Entscheidungssituationen zur Verfügung zu stellen. Aufbauend auf einer umfassenden Literaturrecherche wurden Annahmen formuliert, die zunächst auf qualitativer Ebene mittels einer moderierten, leitfadengeführten Fokusgruppe untersucht wurden. Aus den Ergebnissen wurde extrahiert, dass im Konsumentenentscheidungsprozess Informationen eine situative Relevanz haben und je nach Entscheidungskontext und Involvement selektiv wahrgenommen und entsprechend benötigt werden. Auf Basis dieser Überlegungen wurde

ein theoretisches Konzept eines VIS aufgestellt, welches als Ergänzung zu klassischen Informationsangeboten, wie beispielsweise mehrstufiger Labelingoptionen, den Informationsbedürfnissen von Konsumentinnen/Konsumenten effektiver entsprechen soll. Entsprechend des Informationsbedarfs kann durch das in diesem Beitrag theoretisch erarbeitete VIS die gewünschte Informationstiefe und -breite während des Konsumentenentscheidungsprozess abgerufen werden.

Diese theoretische Konzipierung des VIS wurde im Beitrag 4.2 „Besser statt mehr! Vom Daten-DIY zur ‚Verbraucherinformatik‘“ qualitativ validiert und ist als Beitrag auf der „Internationalen Tagung Wirtschaftsinformatik“ vorgestellt worden. Ziel des Beitrags 4.2 ist es, die unterstellten Annahmen über variierende Informationsbedürfnisse je nach Entscheidungskontext und Involvement zu prüfen und zu zeigen, dass das konzeptionelle und in diesem Beitrag prototypisch konzipierte VIS diesen unterschiedlichen Informationsbedürfnissen bedarfsgerechter nachkommen kann. Im Ergebnis zeigte sich, dass Probandinnen/Probanden bei erhöhtem situativen und persönlichen Involvement einen erhöhten Informationsbedarf haben, mehr Zeit im Entscheidungsprozess benötigen und der erhöhte Informationsbedarf einen positiven Einfluss auf die Nutzungsintention des VIS hat.

Das theoretisch konzipierte und prototypisch erprobte VIS könnte eine sinnvolle Informationsmöglichkeit bieten, welches den Erkenntnissen über Konsumentenentscheidungsprozesse des *Reflektiv-Impulsiv Modells* entspricht. In diesem Modell wird von zwei parallel agierenden Verarbeitungsprozessstypen ausgegangen, wobei reflektive Verarbeitungsprozesse insbesondere dann den Entscheidungsprozess beeinflussen, wenn Aufmerksamkeit auf spezifische Informationen gelegt wird, die Intensität externer Reize hoch ist oder anhand des *Intending* entsprechende Informationsreize avisiert werden (Strack & Deutsch, 2004). Davon ausgehend wird im Modell unterstellt, dass der reflektive Verarbeitungsprozess die zur Verfügung stehenden Informationen propositional verarbeitet, um eine begründete Einschätzung zu geben, die ein entsprechendes zielorientiertes Verhalten ermöglicht (Strack & Deutsch, 2004). Ein solcher Verarbeitungsprozess würde jedoch nur unter den oben beschriebenen Umständen stattfinden, sodass im Regelfall eher kognitiv entlastende, reduzierte Informationen nötig wären, um dem assoziativen Verarbeitungsprozess zu entsprechen (Strack & Deutsch, 2004). Dem folgend würde das im Beitrag dargestellte VIS eine solche flexible Informationsverfügbarkeit je nach Bedarf erlauben, sodass den im Modell unterstellten Verarbeitungsprinzipien durch die Art der Informationsbeschaffung entsprochen werden könnte. So scheint eine anwendungsbezogene Konzeptualisierung, welche auf den zugrundeliegenden Verarbeitungsprinzipien des Modells aufbaut, dabei

helfen zu können, Konsumentinnen/Konsumenten bedarfsgerecht und effektiv bei Entscheidungen zu unterstützen.

3.5 Beitrag 5

Der Beitrag 5 “Measuring dIPFC signals to predict the success of merchandising elements at the Point-of-Sale – A fNIRS approach” ist als Journalbeitrag im Journal “Frontiers in Neuroscience” im Bereich *Decision Neuroscience* veröffentlicht worden und kann entsprechend der disziplinären Einordnung (Abschnitt 2.2) der *Consumer Decision Neuroscience* zugeordnet werden. Ziel dieses Beitrages ist es, die Deaktivierung des dorsolateralen präfrontalen Kortex (dIPFC) als neuronalen Indikator für den Werbeerfolg visueller Elemente⁷ zunächst korrelativ zu prüfen. In der Studie wurde neurale Aktivität des dIPFC mittels fNIRS quantifiziert und mit Verkaufszahlen korreliert. In der experimentellen fNIRS Studie wurden Probandinnen Werbeelemente zusammen mit dem beworbenen Produkt gezeigt, die sie betrachten sollten. Aufbauend auf Erkenntnissen zu kortikalen Entlastungseffekten, wurde die Quantifizierung neuraler Deaktivierung des dIPFC während der Betrachtung eines Werbeelements mit tatsächliche Verkaufszahlen in Verbindung gebracht. Die signifikante Korrelation zwischen reduzierter dIPFC Aktivität und Verkaufszahlen könnte darauf hinweisen, dass kortikale Entlastungseffekte eine mögliche weitere relevante neurale Signatur zur Vorhersage von tatsächlichem Konsumentenentscheidungen darstellen könnten.

Der Erfolg eines umfassenden Modells zur Erklärung von Konsumentenentscheidungsprozessen kann letztlich dadurch bestätigt werden, wenn es durch Annahmen des Modells möglich ist, tatsächliches Verhalten zu antizipieren. Entsprechend sollten es Annahmen des *Reflektiv-Impulsiv Modells* ermöglichen, unterstellte Verarbeitungsprozesse im Modell zu nutzen, um Verhaltenshypothesen zu entwickeln. Dieser Logik folgend könnten die dargestellten Ergebnisse im Rahmen des *Reflektiv-Impulsiv Modells* durch folgenden Verarbeitungsprozess begründet werden. Im Modell wird unterstellt, dass Impulsreaktionen durch den impulsiven Prozesstyp hervorgerufen werden, diese durch das Wechselspiel mit dem reflektiven System beeinflusst werden und gleichzeitig die Verarbeitung im reflektiven Prozesstyp mit einem Bedarf an kognitiven Kapazitäten verbunden ist (Strack & Deutsch, 2004). Entsprechend könnte angenommen werden, dass ein

⁷ Der Werbeerfolg wird im Beitrag anhand der mit den Werbeelementen verbundenen Verkaufszahlen des beworbenen Produktes quantifiziert.

Verbrauch von kognitiven Kapazitäten mit Verarbeitungsprozessen des reflektiven Prozesstyp assoziiert ist. Je weniger Einfluss der reflektive Prozesstyp auf den gesamten Verarbeitungsprozess nimmt, desto höher die Wahrscheinlichkeit von Impulsreaktionen, da in diesen Fällen insbesondere der impulsive Prozesstyp handlungsleitend ist. Die im Beitrag quantifizierte, reduzierte dIPFC Aktivität, ein Effekt, der mit kognitiver Entlastung assoziiert ist (Deppe et al., 2005; Koenigs & Tranel, 2008; Krampe, Gier, et al., 2018), könnte entsprechend auf verminderte reflektive Verarbeitungsprozesse hinweisen, die weniger Einfluss auf impulsives Entscheidungsverhalten haben. Dadurch könnte das durch die Werbelemente angesprochen impulsive Kaufverhalten für das beworbene Produkt begünstigt werden, was sich entsprechend in den Verkaufszahlen widerzuspiegeln scheint.

3.6 Beitrag 6

Beitrag 6 “Predicting sales of new consumer packaged products with fMRI, behavioral, survey, and market data” ist in den “Marketing Science Institute Working Paper Series” erschienen und derzeit in Begutachtung. Es wurden bereits vorläufige Ergebnisse auf den Konferenzen “42nd ISMS Marketing Science Conference 2020”, der “18th Annual Meeting of Society for Neuroeconomics 2020” sowie der “51st Annual Conference of the Association for Consumer Research 2020” vorgestellt und in diesem Rahmen veröffentlicht. Als interdisziplinäre, daten- und methodenübergreifende Studie ist es das Ziel dieses Beitrages, verschiedene Datentypen – Marktdaten, fMRT Daten, Umfragedaten und anreizkompatible Verhaltensdaten – zu nutzen, um eine erfolgreiche Vorhersage von Verkäufen für neue Produkte vor der Markteinführung zu treffen. Entsprechend wurden Markt- und Handelsdaten über Produkte mit traditionellen Umfrage- und Verhaltensdaten sowie neuralen Aktivitätsinformationen kombiniert, um den Absatz neuer Produkte vor der Markteinführung anhand verschiedener Regressionsanalysen zu prognostizieren. Um die entsprechenden Daten zu erhalten, wurden eine für die Zielgruppe repräsentative Befragung⁸ online konzipiert, eine neurale Studie über die Wahrnehmung der Produkte mittels fMRT durchgeführt sowie

⁸ Repräsentativität ist dann gegeben, wenn „Ergebnisse ohne systematischen Fehler auf die Grundgesamtheit hochgerechnet werden können“ (Wübbenhorst, 2018). Da dies jedoch in den meisten Fällen nicht gegeben ist und insbesondere Stichproben im Handelskontext oder auch Online-Befragungen disproportional zur Grundgesamtheit sind, muss Repräsentativität im Bezugsrahmen interpretiert werden und wie hier eine Zielgruppe spezifiziert werden, auf die die Repräsentativität zutrifft.

Verkaufszahlen und weitere ökonomische Größen von einem beteiligten Handelspartner zur Verfügung gestellt. In der Befragung wurden etablierte Konstrukte zur Prognose von Kaufintentionen und Produktbewertungen gemessen. In der fMRT Studie wurden sowohl anreizkompatible Kaufintentionen, als auch neurale Aktivität während der Produktwahrnehmung, Preiswahrnehmung und Kaufentscheidung erfasst. Die Ergebnisse zeigen, dass das Hinzufügen von neuronalen Daten die prädiktive Kraft der Vorhersagemodelle steigern kann, sodass Modelle die diesen Datentyp beinhalten die besten Vorhersagen ermöglichen.

Innerhalb des *Reflektiv-Impulsiv Modells* wird von zwei Verarbeitungstypen ausgegangen, die auf multidimensionale Weise miteinander interagieren können (Strack & Deutsch, 2004). Um Entscheidungsverhalten erfolgreich zu antizipieren, müssten entsprechend alle Prozesse umfassend betrachtet werden, da das Zusammenspiel beider Prozesstypen das Verhalten bestimmt (Strack & Deutsch, 2004). Dabei können neurowissenschaftlich fundierte Annahmen, sowohl bei der Datengewinnung als auch -verarbeitung unterstellt werden. Durch die Kombination unterschiedlichster Datentypen, von ökonomischen Kennzahlen über bekundete Einstellungen und anreizkompatiblen Bewertungen, hinzu neuronalen Prozessen und letztlich tatsächlichen Verkaufszahlen, könnten in diesem Beitrag Indikatoren für verschiedene Verarbeitungsprozesse, die aus der Interaktion der beiden Prozesstypen entstehen, quantifiziert werden. Diese Kombination sollte für die Vorhersage erfolgreicher sein, da sie den zugrundeliegenden Verarbeitungsprozess umfassender abbildet, was durch die im Beitrag identifizierten Ergebnisse gezeigt werden kann. So könnten die neuronalen Daten eventuell eher Indikatoren für den impulsiven Verarbeitungsprozesstyp liefern, wohingegen Befragungsdaten die reflektiven Verarbeitungsprozesse widerspiegeln könnten.

Tabelle 3.1 Zusammenfassende Darstellung der Beiträge 1 bis 6. Die Beiträge werden mit Autoren, Publikationsinformationen, Herangehensweise und Zielsetzung zusammengefasst

Autoren	Publikation (Journal, Status, Ranking)	Herangehensweise	Zielsetzung
Beitrag 1: <i>Affecting consumers: A fMRI study on regulatory focus framed information in the field of animal welfare</i>			
Nadine R. Gier, Caspar Krampe, Peter Kenning	Advances of Consumer Research San Diego, USA, (2017) Veröffentlicht VHB: C; SJR: 0.14	Experimentelle Laborstudie unter Anwendung der fMRT	Untersuchung neuraler Prozesse während der Verarbeitung von Information, welche nach der regulatorischen Fokus Theorie formuliert wurden Identifizierung von Verarbeitungsprozessen bei Konsumentenentscheidungen
Beitrag 2: <i>Wahrnehmung der Nutzierhaltung – alles eine Frage der Kommunikation?</i>			
Nadine R. Gier, Caspar Krampe, Peter Kenning	Journal of Consumer Protection and Food Safety, 13, 177–182. (2018) Veröffentlicht VHB: /; SJR: 1.3	Experimentelle Feldstudie unter Anwendung der fMRT und fNIRS	Untersuchung neuraler Prozesse während der Verarbeitung visueller Kommunikation in kontrollierten und realitätsnahen Kontexten Identifizierung von Verarbeitungsprozessen bei Konsumentenentscheidungen
Beitrag 3: <i>Online reviews as marketing placebo? First insights from NeuroIS utilising fNIRS</i>			
Nadine R. Gier, Jacqueline Kurz, Peter Kenning	Proceedings of the European Conference on Information Systems, Marrakesh, Morocco, (2020) Veröffentlicht VHB: B; SJR: /	Experimentelle Laborstudie unter Anwendung der fNIRS	Untersuchung neuraler Prozesse während der Verarbeitung von Online-Bewertungen als Marketing Placebo Identifizierung von Verarbeitungsprozessen bei Konsumentenentscheidungen

(Fortsetzung)

Tabelle 3.1 (Fortsetzung)

Autoren	Publikation (Journal, Status, Ranking)	Herangehensweise	Zielsetzung
Beitrag 4.1: <i>Zur Konzeption eines Verbraucherinformationssystems als Ergänzung – oder Alternative? – zum klassischen Informationslabel</i>			
Nadine R. Gier, Caspar Krampe, Lucia A. Reisch, Peter Kenning	Journal of Consumer Protection and Food Safety, 13, 183–189, (2018) Veröffentlicht VHB: /; SJR: 1.3	Literaturüberblick und qualitative Befragung	Konzeptionelle Ausarbeitung einer effektiveren Gestaltung von Informationen für Konsumentinnen/Konsumenten Anwendung von Erkenntnissen über Verarbeitungsprozesse zur Unterstützung von Konsumentenentscheidungen
Beitrag 4.2: <i>Besser statt mehr! Vom Daten-DIY zur ‚Verbraucherinformatik‘</i>			
Nadine R. Gier, Caspar Krampe, Lucia A. Reisch, Peter Kenning	Internationale Tagung Wirtschaftsinformatik, Siegen, (2019) Veröffentlicht VHB: /; SJR: /	Experimentelle Online-Erhebung	Erprobung eines prototypischen Informationssystems in Abhängigkeit vom Involvement der Konsumentinnen/Konsumenten Anwendung von Erkenntnissen über Verarbeitungsprozesse zur Unterstützung von Konsumentenentscheidungen
Beitrag 5: <i>Measuring dlPFC signals to predict the success of merchandising elements at the Point-of-Sale – A fNIRS approach</i>			
Nadine R. Gier, Enrique Strelow, Caspar Krampe	Frontiers in Neuroscience, 14, 1185, (2020) Veröffentlicht VHB: /; SJR: 1.55	Experimentelle Laborstudie unter Anwendung der fNIRS und Einbezug von Verhaltensdaten	Quantifizierung neuraler kortikaler Entlastungseffekte des dlPFC als Indikator für den Erfolg von Werbekommunikation Nutzung von Erkenntnissen über Verarbeitungsprozesse zur Vorhersage von Konsumentenentscheidungen

(Fortsetzung)

Tabelle 3.1 (Fortsetzung)

Autoren	Publikation (Journal, Status, Ranking)	Herangehensweise	Zielsetzung
Marton Varga, Anita Tuschke, Paulo Albuquerque, Nadine R. Gier, Bernd Weber, Hilke Plassmann,	Marketing Science Institute Working Paper Series 2021, 21–139 In Begutachtung VHB: /; SJR: /	Multimethodische Studie unter Anwendung der fMRT und Einbezug von Befragungs-, Verhaltens- und Marktdaten	Zusammenführung verschiedener Datentypen zur Vorhersage des Markterfolges neuer Produkte vor deren Einführung Nutzung von Erkenntnissen über Verarbeitungsprozesse zur Vorhersage von Konsumentenentscheidungen

Anmerkung. VHB = Zeitschriftenranking des Verbands deutscher Hochschullehrer für Betriebswirtschaft e. V. von 2015; SJR = Scimago Journal & Country Rank Stand 2019.

Open Access Dieses Kapitel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>) veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Kapitel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.





4.1 Beitrag 1: Affecting consumers: A fMRI study on regulatory focus framed information in the field of animal welfare¹

4.1.1 Abstract

Applying regulatory focus theory to animal welfare information, we show that promotion focus framed information elicits greater subjective liking, indicated by increased neural activity in the vmPFC. Moreover, framed information influences neural processing of subsequent information demonstrated by a greater activity in ACC, an effect not seen on behavioural level.

¹ Dieser Beitrag wurde in abgewandelter Form bei der „North American Conference of the Association for Consumer Research“ 2017 im Rahmen einer Poster Session vorgestellt und ist als „Short Abstract“ veröffentlicht worden: Gier, N., Krampe, C. & Kenning, P. (2017). 5-A: Affecting Consumers: A fMRI study on regulatory focus framed information in the field of animal welfare. In Gneezy, A., Griskevicius, V. & Williams, P. (Hrsg.), *NA – Advances in Consumer Research* (45. Aufl., S. 1028). Association for Consumer Research.

4.1.2 Extended abstract

To better understand human decision-making, regulatory focus theory assumes that two social-cognitive motivational systems drive intention, evaluation and behaviour of consumers (Crowe & Higgins, 1997; Motyka et al., 2014). Since theoretical constructs such as ‘intention’ can only be hypothetically inferred and are neither observable nor measurable (Kenning & Plassmann, 2005), neuroscience has the potential to contribute to consumer research by specifying underlying neural processes associated with these constructs (Plassmann, Venkatraman, Huettel, & Yoon, 2015, Kosslyn, 1999). Furthermore, by means of neuroscientific techniques changed processing mechanisms can probably be detected on a pre-actional level (Riedl, Mohr, Kenning, Davis, & Heekeren, 2014). For example, by applying individual adjusted stimuli in combination with the inherent regulatory focus orientation of participants, pioneer studies utilise fMRI to reveal brain regions associated with emotion and motivation processes (Cunningham, Raye, & Johnson, 2005; Eddington, Dolcos, Cabeza, Krishnan, & Strauman, 2007).

In contrast to the mentioned studies, our work does not focus on personal constructed regulatory focus primes and its fit with the individual inherent orientation, but rather applies the regulatory focus theory in the context of goal-framing (Levin, Gaeth, Schreiber, & Lauriola, 2002; Levin et al., 1998). Against this background, the current study aims to identify the neural mechanism and processing changes of the valuation of regulatory focus framed information. The topic of animal welfare was chosen, since both framing types can be reliably formulated (Franz, Meyer, & Spiller, 2010). As a result, our research not only contributes neuroscientific evidence to goal-framing and the regulatory focus theory but also reveals potential for effective marketing communication strategies in the context of animal welfare. Following these deliberations, two hypotheses are derived:

H₁: Promotion compared to prevention regulatory focus framed animal welfare information elicits greater neural activity in valuation areas, such as the vmPFC or associated brain regions.

H₂: The regulatory focus framed information affects processing of subsequent non-framed information, indicated by an increased activity in the ACC after compared to the same information prior the regulatory focus manipulation.

4.1.2.1 Method

To test our hypotheses, a fMRI study was conducted using different regulatory focus framed animal welfare information. Information regarding animal welfare were formulated in goal-frames, either stressing the promotion or prevention regulatory focus, serving as information stimuli in our study. Stimuli that were pre-tested on reliability and valuation, whereby promotion information was significantly more positive rated than prevention information ($t(83) = 8.697$, $p < 0.001$), suggesting an influence of valuation on the regulatory focus framing effect that has to be kept in mind when interpreting the given results.

For the fMRI experiment, a total of 29 participants (14 female) was used for data analysis ($M = 41.45$ years of age, $SD = 10.83$). During scanning, the participants performed an information-based judgement task. The task consisted of three blocks, whereby the first and last block only included 24 basic information trials. The intermediate regulatory focus block included 48 trials with 24 trials per regulatory focus frame. At the beginning of each trial, participants had a time interval of 10 seconds (s) to carefully read the predefined framed animal welfare information. Subsequently, a picture related to the prior given animal welfare information was presented for three seconds. At the end of each trial, participants rated each picture according to their subjective liking on a 7-point Likert scale (5 s). After completing the fMRI task, participants were asked to answer a questionnaire including control variables and demographics.

4.1.2.2 Data

Functional and anatomical brain images were obtained by means of fMRI. Using a general linear model (GLM), the effects of the regulatory focus framed animal welfare information on neural information processing were estimated. Information type, associated picture and evaluation events were modelled separately and convolved with a canonical hemodynamic response function. Whole-brain contrast maps between prevention and promotion framed information and first and third block information were generated for each participant. These individual contrast maps were used in a second-level analysis and analysed using a significance threshold of $p < 0.05$ with whole-brain false discovery rate (FDR; Logan & Rowe, 2004).

4.1.2.3 Results

The aim of our study was to identify the neural underpinning of the valuation of regulatory focus framed animal welfare information (Gifford & Bernard, 2004; Zhang & Buda, 1999). Confirming H_1 , results provide evidence that promotion

regulatory focus framed animal welfare information, which stresses accomplishments and advancements, significantly increased activation in the vmPFC (peak voxel: Montreal Neurological Institute (MNI) coordinates $-3\ 44\ -10$, FDR corrected threshold $p \leq 0.05$; Abbildung 4.1). This effect was also seen on the subjective liking of the pictures, where pictures after promotion focus animal welfare information was significantly greater ($t(28) = 5.932$, $p < 0.001$). Supporting H_2 , basic information increased activity in the ACC compared to the same information given after and prior to the regulatory focus frames (peak voxel: MNI coordinates $0\ 35\ 20$, FDR corrected threshold $p \leq 0.05$). Surprisingly, this effect was not found on a behavioural level, demonstrating the added value of collecting and analysing neural data in information processing.

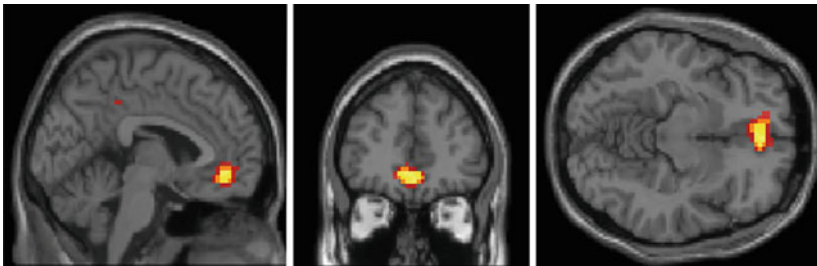


Abbildung 4.1 Area showing increased activation after promotion focus framed information compared to prevention focus framed information. Three different significance thresholds are applied with red indicating the activation cluster that is active at $p < 0.001$, yellow the activation that $p < 0.0001$ and white the activation that still remains significant after $p < 0.00001$

4.1.2.4 Conclusion

Confirming our hypotheses, the results indicate that the vmPFC is activated to a greater extent for promotion compared to prevention focus framed animal welfare information. Furthermore, it influences the neural processing of subsequent information, associated with activity in the ACC, an effect which is not indicated on behavioural level. There is mounting evidence that the vmPFC is associated with subjective valuation especially during decisions and the emotional comprehension of sentences (Bartra et al., 2013; Hervé, Razafimandimby, Jobard, & Tzourio-Mazoyer, 2013). Hence, goal-framed information formulated with regard to promotion regulatory focus, is able to induce increased activity in the vmPFC and thus, positively influence consumer's (emotional) reaction on a neural level

and extend its influence to other information. Taking into account the role of emotions in consumers' decision-making, our work might help to understand why respective marketing communication strategies are able to affect consumer behaviour not only in the field of animal welfare.

4.2 Beitrag 2: Wahrnehmung der Nutztierhaltung – alles eine Frage der Kommunikation?²

4.2.1 Einführung

Ziel der betrieblichen Kommunikationspolitik im Rahmen der marktorientierten Unternehmensführung ist es unter anderem, Kunden und Verbraucher über die Eigenschaften der angebotenen Produkte oder Services zu informieren (Verbeke & Ward, 2006). Im Kontext der in die Lebensmittelwirtschaft eingebundenen Nutztierhaltung haben dabei neben allgemeinen Angaben – zum Beispiel zur Art, der Herkunft, den ernährungsphysiologischen Werten oder den Verarbeitungseigenschaften – insbesondere Informationen über die mit der Tierhaltung verbundenen Praktiken eine hohe Bedeutung (Roininen, Arvola, & Lähteenmäki, 2006; Wille, Ermann, & Spiller, 2016). So spielen, vor dem Hintergrund der aktuellen gesellschaftlichen Diskussion um artgerechte Tierhaltung und der zunehmenden Kritik an der Massentierhaltung, Aspekte der Prozessqualität neben Kriterien der Produktqualität eine übergeordnete Rolle bei Kaufentscheidungen. Um den damit verbundenen Informationsbedarf der Verbraucher zu decken und am Markt höhere Prozessqualitäten zu signalisieren, werden von den Anbietern und Herstellern regelmäßig Kombinationen von Bild- und Textelementen verwendet, deren Wirkungsweise die Wahrnehmung der Verbraucher auf kognitiver und emotionaler Ebene beeinflussen kann (Levin, 1987). Es spielt also nicht nur die bewusste Wahrnehmung und Verarbeitung der Information eine Rolle, sondern ebenso die unbewusste Wirkung der Darstellungsweisen, sogenannten Frames (Levin, 1987; Levin et al., 1998).

Framing Effekte können auf unterschiedliche Weise hervorgerufen werden. Ein Beispiel wären veränderte Umgebungselemente, wie beispielsweise Bildelemente am PoS, die unterschiedliche Assoziationen der Verbraucher beim Kauf von tierischen Produkten aktivieren. Diese können einen positiven oder negativen Effekt

² Der Beitrag entspricht der folgenden Publikation: Gier, N., Krampe, C., & Kenning, P. (2018). Wahrnehmung der Nutztierhaltung – alles eine Frage der Kommunikation? *Journal of Consumer Protection and Food Safety*, 13(2), 177–182. <https://doi.org/10.1007/s00003-0171144-7>

auf das Kaufempfinden bzw. -verhalten ausüben (Chowdhury, Olsen, & Pracejus, 2008). Lange Zeit jedoch konnten diese, dem Verbraucher meist unbewussten Einflüsse, kaum empirisch erfasst werden. Demzufolge konnte der zugrundeliegende Mechanismus innerhalb der sogenannten „Black Box“ oft nur theoretisch beschrieben werden (Kenning & Plassmann, 2005). Mithilfe von neuroökonomischen Analysen erscheint es nun aber möglich, die mit dem hier interessierenden Verbraucherverhalten verbundenen, oft unbewussten neuronalen Prozesse direkt, das heißt *in vivo* zu beobachten und hinsichtlich ihrer Verhaltensrelevanz einzuordnen.

Die damit angesprochene Consumer Neuroscience (Kenning, 2014) hat in einigen Fällen dazu beigetragen, eine erhöhte Varianzaufklärung des Verbraucherverhaltens zu erlangen (Hubert & Kenning, 2008; Kenning, Oehler, Reisch, & Grugel, 2017; Kenning & Plassmann, 2005; Kosslyn, 1999; Plassmann et al., 2015). Darauf aufbauend könnten zukünftige Informationsstrategien und -maßnahmen entwickelt werden, die eine effektivere Kommunikation und Verbraucherinformation im Kontext der Nutztierhaltung ermöglichen. Der vorliegende Beitrag stellt die Ergebnisse einer SocialLab-Studie vor, bei der zwei Verfahren der Consumer Neuroscience eingesetzt wurden, um zu untersuchen, wie kommunikative Maßnahmen direkt am PoS zum Thema Tierwohl wahrgenommen und damit gegebenenfalls kaufentscheidend werden können.

4.2.2 Methoden und Ergebnisse

Um die Wirkungsweise verschiedener Kommunikationsmaßnahmen auf die Verbraucherwahrnehmung im Bereich der Nutztierhaltung zu untersuchen, wurden im Rahmen des SocialLab-Projektes 2 sogenannte „bildgebende“ Methoden verwendet. Zum einen handelte es hierbei um die fMRT (Dimoka, 2010), zum anderen um die in vielerlei Hinsicht innovative fNIRS (Kopton & Kenning, 2014; Krampe, Strelow, & Kenning, 2016). Die Studien und die Ergebnisse sollen im Folgenden kurz skizziert werden.

4.2.2.1 fMRT Studie

Ziel der fMRT Studie war es zu untersuchen, ob es möglich ist, mit Hilfe der Theorie des regulatorischen Fokus (Crowe & Higgins, 1997) neurophysiologische und oftmals unbewusst ablaufende Wahrnehmungsprozesse im Kontext verschiedener Haltungsmethoden der Nutztierhaltung zu interferieren. Diese Frage ist deswegen bedeutsam, weil es bis dato unklar ist, ob kommunikative Maßnahmen überhaupt einen Einfluss auf die Einstellung der Verbraucher in diesem Bereich

haben können oder ob die entsprechenden Reaktionen nicht vielmehr quasi reflexhaft ablaufen und im Gehirn mehr oder weniger „fest verdrahtet“ sind. Um eine Antwort auf diese Frage zu finden, wurde nach Freigabe des Studiendesigns durch eine Ethikkommission eine fMRT-Analyse mit 29 Probandinnen und Probanden (Alter $M = 41,45$ Jahre, $SD = 10,83$; 14 weiblich) durchgeführt.

Im Vorfeld der MRT-Messungen wurden verschiedene Haltungsmethoden der Nutztierhaltung entsprechend der regulatorischen Fokus Theorie als Informationen differenziert formuliert. Dabei wurden zwei Foki unterschieden: Der Promotionsfokus ist dadurch gekennzeichnet, dass er Erfolge einer Maßnahme in den Vordergrund stellt. Im Gegensatz dazu ist es Merkmal des Präventionsfokus', dass dieser Sicherheits- und Schutzaspekte thematisiert. Aufgabe der Probanden war es, sich die entsprechend formulierte Information aufmerksam durchzulesen und im Nachgang eine bildlich dargestellte Haltungsmethode zu betrachten und anschließend zu bewerten (Abbildung 4.2). In den Analysen wurde die Gehirnaktivität während des Informationszeitraums und der Bildwahrnehmung zwischen den beiden Formulierungsarten analysiert.

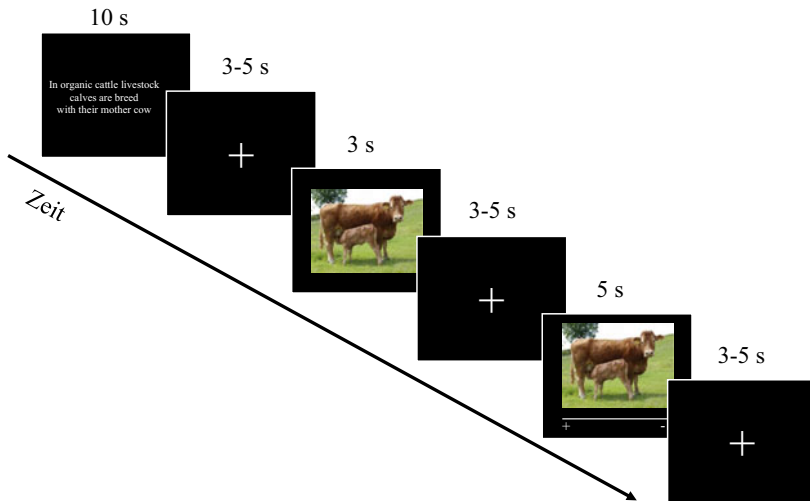


Abbildung 4.2 Versuchssequenz der experimentellen fMRT-Aufgabe. Eine Versuchssequenz bestand aus drei Abschnitten, die durch eine zeitlich randomisierte Pause getrennt waren (jitter). In dem Informationsabschnitt wurde zunächst die Information über eine Haltungsmethode genannt. Anschließend wurde das dazugehörige Bild angezeigt. Schließlich sollte der Proband diese Haltungsmethode bewerten

Die ersten Ergebnisse der neuronalen fMRT-Analyse zeigten, dass insbesondere der vmPFC immer dann eine stärkere Aktivität aufwies, wenn die Information im Promotionsfokus im Kontrast zum Präventionsfokus formuliert war (Abbildung 4.3). Demzufolge erzeugt eine Information, welche sich auf Erfolge, Errungenschaften und Verbesserungen fokussiert, eine stärkere neurale Reaktion in Hirnregionen, welche mit emotionalen Bewertungsprozessen assoziiert sind. Frühere Studien der Consumer Neuroscience haben zudem gezeigt, dass der vmPFC eine zentrale Rolle für das Bewertungssystem sowie das Kaufverhalten spielt (Bartra et al., 2013; Enax, Krapp, Piehl, & Weber, 2015; Plassmann & Weber, 2015). Dies bedeutet im Hinblick auf die Forschungsfrage zum einen, dass eine Beeinflussung neuronaler Prozesse durch eine zieladäquate Darstellungsform der jeweiligen Information offenbar möglich ist. Zum anderen zeigt sich, dass Informationen beziehungsweise Darstellungsformen, die Verbesserungen beziehungsweise Erfolge einer Maßnahme in den Vordergrund stellen, eine erhöhte neurale, subjektiv-emotionale Wertung erfahren als sicherheits- und schutz-orientierte Informationen. Betrachtet man zudem die zentrale Rolle von Emotionen im Konsumverhalten insgesamt, so scheinen entsprechend modifizierte Informationen die Fähigkeit zu besitzen, das Konsumverhalten auf neuronaler Ebene signifikant zu beeinflussen. Somit kann die Art und Weise der Kommunikation die Wahrscheinlichkeit erhöhen, dass Informationen zur Tierhaltung handlungsrelevante Implikationen für die Verbraucher haben.

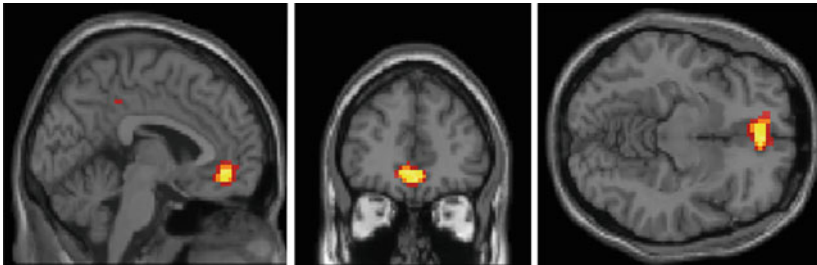


Abbildung 4.3 Neuraler regulatorischer Fokus Effekt. Darstellung der signifikanten Unterschiede zwischen den auf der regulatorischen Fokustheorie basierten Informationen (Promotionsfokus > Präventionsfokus) in sagittaler, koronaler und axialer Ansicht (von links nach rechts; Peak Voxel: MNI-Koordinaten $-3\ 44\ -10$; rot $p < 0,001$; gelb $p < 0,0001$; weiß $p < 0,00001$)

Betrachtet man diese Ergebnisse beziehend auf das übergeordnete Ziel der Wirkung unterschiedlicher Darstellungsvarianten der Tierhaltungsverfahren auf die (implizite) Wahrnehmung und die möglicherweise daraus resultierende gesellschaftliche Akzeptanzgewinnung, so lässt sich feststellen, dass die untersuchten Darstellungsweisen die neurale emotional-subjektive Wertung signifikant beeinflussen. In weiteren tiefergehenden Analysen wird nun nach Tierhaltungsmethoden differenziert, da Werte und a priori Einstellungen einen Einfluss auf den Effekt von Kommunikation auf die Akzeptanz haben können. So kann diese Studie dazu beitragen, differenzierte, akzeptanzfördernde Kommunikation für Verbraucher zu entwickeln.

4.2.2.2 fNIRS Studie

Aufbauend auf diesen Ergebnissen wurden ergänzende fNIRS Studien durchgeführt. Die mobile fNIRS bietet hierbei einen innovativen Ansatz die neuronalen Prozesse, ähnlich dem Prinzip der fMRT, mittels Lichtimpulsen zu quantifizieren (Kopton & Kenning, 2014). Durch die mobile Einsetzbarkeit können neuronale Prozesse und assoziiertes Konsumentenverhalten in einem naturalistischen Umfeld bemessen werden. Somit bestand das Ziel dieser Studien darin, zu prüfen, welche neuronalen Prozesse am PoS ablaufen, wenn Verbraucher eine ‚echte‘ nutztierhaltungsrelevante Kaufentscheidung unter realitätsnahen Bedingungen treffen. Parallel hierzu sollte zudem die Validität der mobil einsetzbaren fNIRS untersucht werden. Hierbei zeigte sich zunächst, dass die mobile fNIRS eine valide neurowissenschaftliche Methodik im Forschungsfeld der *Consumer Neuroscience* darstellt (Krampe et al., 2016). Aufbauend auf diesen ersten Forschungsergebnissen wurde eine zweite Studie konzipiert, welche auf die Datenerhebung am PoS fokussierte und somit die mobile Einsetzbarkeit der fNIRS in einer innovativen Feldstudie prüfen sollte. Hierzu wurden außerhalb der Öffnungszeiten in einem Lebensmittelmarkt über der Selbstbedienungstheke für Fleischwaren entweder biologisch- oder konventionell-orientierte Tierhaltungskommunikationsmaßnahmen (TKM), die als situative Frames fungierten, platziert. Um die neurale Reaktion der Probandinnen ($n = 18$; Alter durchschnittlich 41 Jahre, $SD = 7,96$) auf die dementsprechend veränderten Marktaufbauten zu erfassen, wurden diese mit einem mobilen fNIRS- und Eye-Tracking-Gerät ausgestattet. Danach wurden sie gebeten, einem vorgegebenen Einkaufsweg zu folgen und einen Einkauf zu tätigen.

Im Rahmen der Datenanalyse wurde die Gehirnaktivität der beiden TKM (biologisch- und konventionell-orientierte TKM) kontrastiert (Abbildung 4.4). Die Ergebnisse der fNIRS Datenanalyse zeigten bei einer statistisch-liberalen Auswertung ($p < 0,1$), dass insbesondere Regionen des OFC sensitiv für Veränderungen der TKM sind. So ist die neurale OFC-Hirnaktivität im Kontrast

zu konventioneller TKM bei biologisch-orientierter TKM erhöht. Ergänzend zu den fNIRS Daten wurden über einen Zeitraum von 6 Wochen die mit der TKM assoziierten Abverkaufszahlen pseudo-randomisiert ermittelt. Hierbei zeigte sich für die biologisch-orientierte TKM ein signifikant höherer durchschnittlicher Fleischwaren-Wochenumsatz pro Kunde (Wochenumsatz Fleischware/Anzahl Kunden; $t(5) = 2,65$, $p < 0,05$). Betrachtet man beide Befunde im Zusammenhang, so lässt sich schlussfolgern, dass biologisch-orientierte TKM zu einer höheren neuralen Reaktion im OFC führt. Dies wiederum weist auf eine erhöht-aktivierte, subjektive Bewertung der Probanden hin, welche offenbar verhaltensrelevante Auswirkungen auf das Einkaufsverhalten der Kunden hat.



Abbildung 4.4 Neurale Wirkung von TKM. Darstellung des Kontrastes biologisch-orientierte vs. konventionell-orientierte TKM ($n = 18$; dunkel rot $p < 0,1$; Regionen des OFC in schwarzer Box; rechts). Links oben: biologisch-orientierte TKM; links unten: konventionell-orientierte TKM

Des Weiteren wurden die TKM mit Hilfe der fMRT im Labor untersucht, um Befunde zur umfassenderen Lokalisierung der neuralen Aktivität zu ergänzen. Die Resultate zeigen jedoch überraschenderweise keine signifikanten Aktivitätsunterschiede zwischen den beiden verwendeten TKM (biologisch- und konventionell-orientiert). Dies lässt vermuten, dass die situative Präsentation der TKM im Markt, also am PoS, den entscheidenden Einfluss auf die neurale Reaktion der Kunden und den damit verbundenen oft unbewussten Kaufentscheidungsprozess hat. Somit scheint das Entscheidungsumfeld (also der situative Frame), in welche die TKM platziert wird, eine zentrale Rolle einzunehmen. Dieser Aspekt wird in der verbraucherpolitischen Diskussion über in anderer Hinsicht optimierte Informations- und Kommunikationsinstrumente oft übersehen und unterstreicht noch einmal die zentrale Rolle des Handels, der das Entscheidungsumfeld maßgeblich gestaltet (vgl. Krampe, Gier, Römhild, Kenning (2018) „Standards, Hindernisse und Wünsche in der Nutztierhaltung – Die Perspektive des Handels“ im „Journal of Consumer Protection Food Safety“).

In Bezug auf das Ziel der Identifizierung der mit dem relevanten Verhalten neuropsychologischen Prozesse zeigt die fNIRS-Technologie somit eine höhere externe ökologische Validität und gibt wichtige Hinweise, die in einer weniger biotischen Studienanlage nicht gewonnen werden konnten. Konkret zeigt sich, dass kaufentscheidende Phänomene oft erst am PoS entstehen – ein Resultat, dass die verhaltensökonomische Konsumforschung als ‚konstruierte Präferenzen‘ (constructive preferences) bezeichnet und mit der so genannten *Query Theory* (also „Abfrage-Theorie“) begründet (Johnson, Steffel, & Goldstein, 2005). Dies unterstreicht in methodischer Hinsicht noch einmal die besondere Bedeutung der mobilen fNIRS und verdeutlicht theoretisch die Rolle sogenannter exogener Präferenzen in den entsprechenden Entscheidungsprozessen.

4.2.3 Ausblick und Implikationen

Betrachtet man die dargestellten Forschungsergebnisse beziehungsweise auf das übergeordnete Ziel, die neuropsychologische Wirkung unterschiedlicher Darstellungsvarianten der Tierhaltungsverfahren auf die Wahrnehmung und die möglicherweise daraus folgende gesellschaftliche Akzeptanzgewinnung besser zu verstehen, so lässt sich feststellen, dass die untersuchten Darstellungsweisen die impliziten neurophysiologischen Prozesse signifikant beeinflussen. Insbesondere scheint die oftmals implizite Wirkungsweise von Darstellungsvarianten der Tierhaltungsverfahren bedeutsam zu sein. Des Weiteren spielt der Präsentationsrahmen – das Framing – eine entscheidende Rolle in der (impliziten) Kommunikationswahrnehmung und -verarbeitung der Verbraucher. Es ist daher wichtig, diese Aspekte – Darstellung und Kontext – bei der Gestaltung von Kommunikationen im Bereich der Nutztierhaltung künftig noch stärker zu beachten. Und auch wenn die Ergebnisse der vorgestellten Studien vorläufig sind und erste Hinweise geben, in welche Richtung weiter geforscht werden sollte, so wird doch erkennbar, dass die Frage nach dem ‚Wie?‘ bei der Gestaltung von Verbraucherinformationen auch in diesem Bedarfsfeld künftig von Bedeutung sein wird.

Die Ergebnisse bestärken zudem die zunehmend in der sozialwissenschaftlichen Konsumforschung gewonnene Erkenntnis, dass individuelle Faktoren wie Wissen, Einstellungen und Handlungsintentionen zwar durchaus bedeutend sind für die Kaufentscheidung, dass jedoch der unmittelbare Entscheidungskontext der letztlich ausschlaggebend ist.

4.3 Beitrag 3: Online reviews as marketing placebo? First insights from NeuroIS utilising fNIRS³

4.3.1 Abstract

In the digital era, costumers often preuse online reviews prior to purchasing a product or a service. These online reviews may not only influence purchase intentions, but also unintentionally shape the expectations that form later customer experiences with the product – a phenomenon defined as ‘marketing placebo effect’. Against this background this research aims to investigate a potential placebo effect of online reviews on a behavioural and neural level. While recording neural activity via functional near-infrared spectroscopy (fNIRS), participants consumed a product after reading a well- or poorly-fitting online review of the product. The results indicate that well-fitting online reviews increased the liking of the product compared to poorly-fitting online reviews, and by doing so, constitute a placebo effect. In parallel, they induce increased neural activity in regions that are associated in neuroscientific literature with processing social information (i.e. medial PFC). In contrast, poorly-fitting online reviews increased activity in regions related to conflict resolution (i.e. lateral PFC). These results demonstrate that online reviews make for an effective placebo, influencing customer experiences on both, the behavioural and the neural level.

4.3.2 Introduction

Customers often use the product’s appearance, price, and taste attributes to determine product preferences which subsequently change the perceptions and experiences of the product (Plassmann et al., 2008). This expectancy-based marketing effect is named the marketing placebo effect (MPE). Originating from the medical field, the psychological phenomenon of placebo effects has spilled-over to other disciplines, such as consumer research and marketing. In marketing, different product characteristics have the capacity to act as placebos by shaping and altering product perceptions and expectations that result in changes in customers behaviour (Shiv, Carmon, & Ariely, 2005). Many marketing activities have been

³ Dieser Beitrag wurde bei der „European Conference on Information Systems“ 2020 im Rahmen eines Vortrags vorgestellt und ist als „Research in Progress“ veröffentlicht: Gier, N. R., Kurz, J. & Kenning, P. (2020). Online reviews as marketing placebo? First insights from Neuro-IS utilising fNIRS. *ECIS 2020 Research-in-Progress Papers*. 33. https://aisel.aisnet.org/ecis2020_rip/33

corroborated as placebos, showing perturbing behavioural and neural effects of price (Plassmann et al., 2008), brand information (McClure et al., 2004), product description (Denisova & Cairns, 2015) and countless others.

Nevertheless, in the digital era, customers experience and interaction with products and other customers drastically changes, generating a multitude of new factors that could potentially operate as the MPE. For instance, until now MPE research often neglects the fit of the placebo to the target product, since the placebo information is normally directly associated with the product and its verity never questioned. However, this fit would potentially influence the believability and trustworthiness of the placebo information provided, affecting the expectations used to judge the product's quality and experience (Banerjee, Bhattacharyya, & Bose, 2017). An example where the fit between placebo and products and its believability are especially prominent is in the case of online reviews. Online reviews are indirectly linked to the product as any individual or bot can write subjective opinions that are, unlike traditional types of reviews, anonymous and potentially flawed (Hu, Bose, Koh, & Liu, 2012; Hu, Liu, & Sambamurthy, 2011; Hu, Pavlou, & Zhang, 2006). In contrast to online reviews, it is possible to discern the trustworthiness and accuracy of product opinions when deriving it with an identifiable individual or from a brand with high reputation. However, reading a review on a website is anonymous and does not allow for this identifiability, and thus lending to the degradation of trustworthiness of the review since it is uncertain whether the review is credible and fits the product and the consumption process.

Whether poorly-fitting online reviews can have a significant influence on the customers' product experience, known that they are potentially flawed, constitutes an unanswered question. However, its possible disadvantages on online retailing might be extensive as 88 % of customers are shown to consult reviews prior their purchase in order to evaluate a product (Duan, Gu, & Whinston, 2008; Hitt & Li, 2004; Lee, Park, & Han, 2008; Silver, Tan, & Mitchell, 2012). Consequently, the consideration of fit between online reviews and product, is still limited in placebo- and IS-research. To fill this gap, this study expands MPE literature with the examination of a novel marketing placebo of online reviews on a behavioural and neural level. For the later, the neuroimaging technique of functional near infrared-spectroscopy (fNIRS) was utilised. Since traditional measurements of customers behaviour such as questionnaires and self-reports are only capable to assess constructs that the customers are consciously aware of, often unconscious processing differences of product experiences are neglected (Brocke, Riedl, & Léger, 2013). The addition of neuroscience to traditional behavioural approaches enhances the ability to go beyond the deductions made by traditional variables

and paradigms, and thus advances explanations via examination of underlying processes (Dimoka, 2010; Dimoka et al., 2012; Riedl, Hubert, & Kenning, 2010). Ascribable to its mobility, fNIRS methodology was used in this research with the aim of providing greater ecological validity to the MPE as customers often read reviews on their technological devices (i.e. smart phones) rather than on a small screen in a loud and uncomfortable, immobile MRI scanner. Consequently, this research aims to better understand the neural mechanism of customers experiences induced by interactions in the digital world through a neural measurement that allows for ecological validity.

4.3.2.1 Theorisation of the MPE

The majority of MPE theories maintain that this phenomenon stems from a priori expectations held about the product that alter consumption experiences (Enax & Weber, 2015; Plassmann & Weber, 2015; Shiv, Carmon, & Ariely, 2005). Most models subsume expectations as a moderator between salient beliefs and outcomes (Enax & Weber, 2015; Shiv, Carmon, & Ariely, 2005). However, one hindrance to these theories is that they do not incorporate the fit between placebo and product. In consequence, researchers are divided whether manipulation of expectancies is not required to elicit a placebo effect (Shiv, Carmon, & Ariely, 2005) or are observed only when one has high expectations about the placebo information (Alves, Lopes, & Hernandez, 2017) or even assume that people do not have to expect a product to work but rather require motivation for a placebo effect to occur (Irmak, Block, & Fitzsimons, 2005).

The theory of reference-dependent preferences might solve this conflict (Gneezy, Gneezy, & Lauga, 2014; Koszegi & Rabin, 2006). The theory propounds that the appearance of a price-quality link is dependent on whether consumption had fulfilled previous expectations. In essence, reaching or exceeding the reference point results in a typical placebo effect (meeting expectations), however, when consumption experience is below the reference point (failing to meet expectations), a loss sensation is felt, resulting in no effect. Transferring this reasoning to online reviews, the following hypothesis was formulated based on this theory.

H₁. Customers online reviews can act as a placebo for liking ratings, generating a greater liking for the consumed product for well-fitting reviews compared to poorly-fitting reviews.

4.3.2.2 Neuroscientific basis of the MPE

Research has displayed the significance of investigating the MPE with neuroimaging techniques, often displaying changes in prefrontal cortex (PFC) neural activity when manipulating the product information (i.e. price, brand, descriptions) while keeping physical properties constant (Denisova & Cairns, 2015; McClure et al., 2004; Plassmann et al., 2008). These studies suggest that modulation of product information can impact the representation of the product in two specific brain areas, namely the dorsolateral PFC (dlPFC) and ventromedial PFC (vmPFC). It has been asserted in MPE research that medial PFC regions, such as the vmPFC and dorsomedial PFC (dmPFC), have a particular role in encompassing expectation-related valuations (Enax & Weber, 2015). The vmPFC integrates sensory information and cognitive encoded expectations in order to direct consumption experiences (Plassmann et al., 2008). Particularly in the realm of online reviews, the dmPFC could have a role in incorporating social information in value computations (De Martino et al., 2017).

In contrast to the medial PFC regions, the neural components implicated in cognitive control and active during conflict are the more lateral regions of the PFC, such as the dlPFC and ventrolateral PFC (vlPFC; Berns, 2005; MacLeod & MacDonald, 2000). The dlPFC implements the cognitive control required to perform a task successfully through maintaining, biasing and controlling information processing in working memory, serving as a top-down regulative control device (Berns, 2005; MacLeod & MacDonald, 2000). The vlPFC, on the other hand, shows increased activity during the acceptance of evidence that conflicts with one's own beliefs by incorporating evidence that contradicts a personal belief and inhibits this personal belief in order to develop correct and valid judgements (Hooker & Knight, 2006).

Based on the mentioned considerations regarding the medial and lateral parts of the PFC, it is expected that there will be a neural processing difference between reading and consumption phases for poorly- and well-fitting reviews, since integration of conflicting information and greater cognitive control is required for poorly-fitting reviews. Furthermore, the consumption period is assumed to be neural processed differently, since the review-induced expectancies will either be confirmed or disproved. As during the reading of reviews no expectancy conflict will be realised at that stage, no hypothesis is formulated for this contrast. Consequently, the following hypotheses on neural MPE can be made:

H₂. Reading of reviews will show in contrast to the consumption of products: *a*) increased mPFC activity for well-fitting information, and *b*) increased mPFC and decreased lPFC activity for poorly-fitting information.

H_3 . A IPFC deactivation will be present during the consumption of a product succeeding a well-fitting review compared to consumption following a poorly-fitting review.

4.3.3 Research methodology

4.3.3.1 Participants

In order to test the hypotheses, a sample, consisting of nineteen right-handed healthy participants, was recruited. However, two data sets had to be excluded due to incorrect data collection, leaving seventeen participants (10 females and 7 males) ages 19 to 57 ($M = 31.12$, $SD = 13.19$), whereby care was taken to avoid a convenience sample of students. All participants were not taking medication nor pregnant and were screened for any history of major psychological or neurological disorders and dietary constraints. The study was approved by the local institutional ethics committee.

4.3.3.2 Placebo

Investigating online reviews as a potential placebo for the MPE, twenty-one easily imbibed tea products were used as stimuli. The ambiguous nature of the products from not disclosing any product information (i.e. brand, flavour, packaging) ensured no issue in tasting the same product twice. Thereby, the only information presented to participants were the online reviews. All reviews were formulated with the same three attribute word structure with attributes that either fit the product well or poorly. For example, the well-fitting review for a ginger-mint tea stated ‘this natural tea is intensive and wholesome’, whereas the poorly-fitting review stated ‘this dry tea is chocolatey and salty’.

Attributes used in the reviews were derived from pre-test results. During the pre-test, participants ($N = 99$; $M_{\text{age}} = 36.37$, $SD_{\text{age}} = 11.62$) were shown an image of a tea package and were asked to rate how well 33 attributes fit the product on a six-point Likert scale ranging from ‘fit very poorly’ to ‘fit very well’. The top- and lowest-rated attributes for each product were subjected to paired-samples t-tests. Of those significant ($p < 0.05$, Bonferroni), the twenty-one products and its attributes that had the greatest difference between the best and poorest fitting attributes were chosen for the main experiment. Stimuli were presented in a form representative of an online supermarket website, specifically allyouneedfresh.de.

4.3.3.3 Experimental paradigm

The experimental paradigm was designed to examine online reviews as a potential placebo for the MPE on a neural level with the fNIRS neuroimaging technique. First, participants were welcomed, and then provided with information regarding the experiment. They were informed both in verbal and written form about the fNIRS device and the experimental procedure, explaining that they will see evaluation of tea products which they subsequently had to consume while wearing the fNIRS device on their forehead. Once participants understood the study, informed consent was obtained in accordance with the Declaration of Helsinki.

Participants were then sat down in front of the computer used to present the stimuli. Once comfortable, the fNIRS device was prepared, placed on the participant's head, and data quality checked. Participants then underwent the experimental task. Applying an event-related design with two levels of online review information fit, the twenty-one different small tea samples (2 cl each) were placed on a tablet in the order that participants were to drink the tea in each run. During each trial (Abbildung 4.5), participants were first shown the review of one product (5 seconds (s), reading phase). Then after a randomly fixed inter-stimulus interval between 1–5 s, they were asked to consume the tea while the review was reshown on the top of the screen (10 s, consumption phase). Participants were instructed to reach for the cup with the number that corresponds to the consumption instructions on the screen and consume it with limited movement to minimise interferences with the neural data collection. Subsequently, participants were asked to rate the fit of information and the liking of the product with a six-point Likert scale without any time constraints. A randomly fixed intertrial interval of 4–6 s was given at the end of each trial. The experimental paradigm containing two runs with twenty-one trials per run (42 trials in total), lasting 25–30 minutes. After the experimental task was completed, the device was taken off and a questionnaire was given. Once completed participants were free disclosure and financial compensation of 10.00 €.

4.3.3.4 fNIRS data acquisition

Functional near infrared-spectroscopy (fNIRS) is an optical spectroscopy methodology that measures for cerebral hemodynamic responses through near-infrared light sources (Ferrari & Quaresima, 2012). More precisely, fNIRS measures the hemodynamic response of both oxygenated (oxy-) and deoxygenated (deoxy-) hemoglobin (Hb) through assessing absorption rates of certain light wavelengths (Kopton & Kenning, 2014). Fundamentally, near-infrared light has the ability to pass through and illuminate biological tissue non-invasively. Thereby, light is sent into the brain through a diode placed on the individual's head and is absorbed

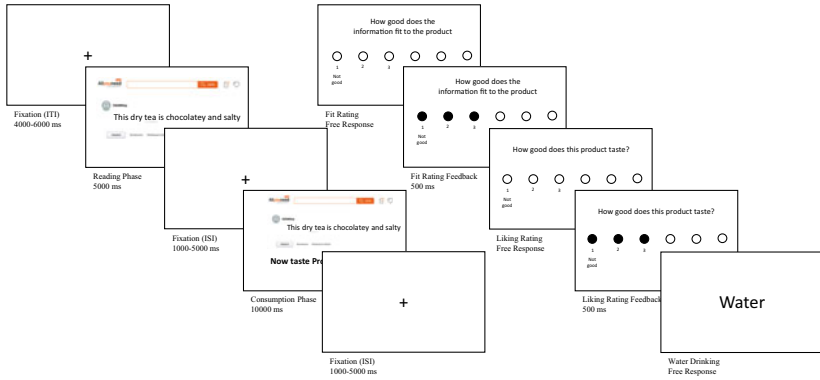


Abbildung 4.5 Experimental timeline of a single trial of the experimental task

by oxy-Hb and deoxy-Hb. The remaining light is then picked up by a detector placed close-by, generating a light pathway in the form of a banana (Kopton & Kenning, 2014). Absorption changes due to changes in oxy-Hb and deoxy-Hb concentrations are translatable into measurable hemodynamic responses based on mathematical formulations (Jöbsis, 1977; Kopton & Kenning, 2014).

fNIRS has been successful in measuring functional neural activations in a multitude of cognitive and physical tasks, lately also in Neuro-IS research (Balardin et al., 2017; Ferrari, Mottola, & Quaresima, 2004; Miyai et al., 2001; Yoshino, Oka, Yamamoto, Takahashi, & Kato, 2013). In particular, the regions relevant to the current experiment validated in prior fNIRS research include the medial PFC (dmPFC, vmPFC) and lateral PFC (dlPFC and vlPFC) (Çakir, Çakar, Giriskan, & Yurdakul, 2018; Krampe, Gier, & Kenning, 2017; Krampe, Strelow, Haas, & Kenning, 2018b; Misawa, Shimokawa, & Hirobayashi, 2014, *Abbildung 4.6*).

In this study, a fNIRSport-System (NIRx Medical Technologies, Berlin, Germany) was used to record optical signals on two-wavelengths (760 and 850 nm) at a sampling rate of 7.81 Hz. 22 channels comprising of eight light emitters (or sources) and seven detectors, which were 3 mm separated, were used for the recording of cortical neural activity. The optode montage setup used in this fNIRS experiment was attained from NIRx Medical Technologies (*Abbildung 4.6*). Channels were classified in this research into medial (channel: 3, 4, 5, 8, 10, 11, 12, 13, 15, 18, 19, 20) and lateral (channel: 1, 2, 6, 7, 9, 14, 16, 17, 21, 22) PFC. The commonly used continuous-wave instrument was utilised in the current experiment (Boas, Elwell, Ferrari, & Taga, 2014). This fNIRS device requires participants to wear a fitted headband that covers most of the PFC. To

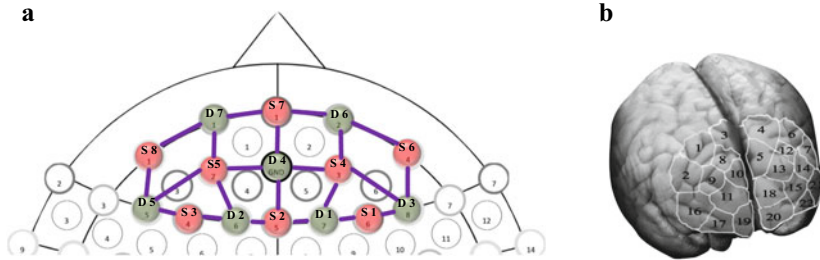


Abbildung 4.6 The optode montage setup (a, Template from NIRx Medical Technologies, Berlin, Germany) and locations of 22 channels measured in this fNIRS experiment (b, Krampe et al., 2018). red = light sources emitter; green = photo detectors; purple = channels

increase comparability between the anatomical brain structures of the participants and consistency among neural data, the craniometric point of the nasion was used as an orientation point (Krampe et al., 2018b). Additionally, signal quality was calibrated for each participant for the inspection of any impediments to the signal measurement (i.e. external light; Gefen, Ayaz, & Onaral, 2014). If any poor signal quality was found, it was corrected for by moving hair away from directly under the optode with a cotton-bud. NIRS-Star software package (version 14.2) was used for checking signal quality and data collection.

4.3.3.5 Statistical analysis

4.3.3.5.1 Behavioural analysis

To test H_1 , a repeated measures Analysis of Variance (ANOVA) was conducted on the liking ratings. The first repeated factor comprised of the information type: well-fitting or poorly-fitting. The second repeated factor were the twenty-one different stimuli products.

4.3.3.5.2 fNIRS data analysis

Prior the neural data analysis, fNIRS data was pre-processed using NIRx Software Package (NIRx Medical Technologies, Berlin, Germany). Channels with bad signals, showing discontinuous shifts in measurement values, were removed. As common, fNIRS data time series were smoothed and artefacts (i.e. heart-rate or drifts in the optical signal) were controlled for by a band-pass filter with a low cut-off frequency of 0.01 Hz and high cut-off frequency of 0.2 Hz, analogous to previous research to this field (Krampe et al., 2018b). Furthermore, the modified Beer-Lambert law was used to convert raw optical density signals to hemoglobin

concentration changes and were used to set the parameters computed from the hemodynamic states function.

In order to evaluate H_2 and H_3 , a general linear model (GLM) was set up for every participant. Four regressors were used in the GLM: [1] reading of well-fitting reviews, [2] reading of poorly-fitting reviews, [3] consumption succeeding well-fitting reviews, and [4] consumption succeeding poorly-fitting reviews. The entire duration of the reading phase was integrated in the analysis however the durations in the consumption phase started halfway through the consumption phase. This was done to assure that head movements from consumption in the first 5 s were not an impediment to measuring neural responses. However, all analyses were repeated using the whole duration of the consumption phase, resulting in comparable results.

The GLM were first calculated on a single subject individual level (within-subjects level) and after a second-level group contrasts analysis was carried out to compare neural activation differences across subjects (between-subjects level). For the GLM, a t-contrast activation map was plotted on a standardized brain and a family-wise error corrected p-value threshold was set at $p < 0.05$. The contrasts comparing reading and consumption phases were performed separately for the review conditions in order to evaluate $H_{2(a)}$ and $H_{2(b)}$ respectively. H_3 was evaluated by contrasting the consumption phases between well-fitting and poor-fitting reviews.

4.3.4 Results

4.3.4.1 Online reviews as an effective placebo

The manipulation check confirmed, using a two-way repeated ANOVA on the information fit ratings, that fit of information varied as intended across the two information conditions ($F(1,16) = 221.932$, $p < 0.001$, partial eta-squared (η_p^2) = 0.933).

A two-way repeated measures ANOVA was carried out on liking ratings to assess the main behavioural research question on whether online reviews are an effective placebo. In accordance with H_1 , there was a significant difference between the two review conditions ($F(1,16) = 17.60$, $p = 0.01$, $\eta_p^2 = 0.524$) and across the twenty-one products ($F(20,320) = 3.509$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.180$). There was no significant interaction between the review conditions and products ($F(20,320) = 0.763$, $p = 0.758$, $\eta_p^2 = 0.045$). This non-significant interaction suggests the placebo effect was not influenced by the different products as the difference between the two review conditions for the liking responses did not differ across products. These results allow for the acceptance of H_1 .

4.3.4.2 Influence of online reviews fit on a neural level

Neural results demonstrated significant activation differences between the reading and consumption phases for the different review conditions. As suggested in H_{2a} , there was increased activity in the medial PFC (channel 3: $t(16) = 2.303$, $p = 0.018$, $d = 0.559$; channel 4: $t(16) = 3.119$, $p = 0.003$, $d = 0.756$; channel 8: $t(16) = 2.268$, $p = 0.019$, $d = 0.550$; t-statistics for all channels upon request) during reading phases in contrast to consumption phases while presented with well-fitting reviews (Abbildung 4.7a). In accordance with H_{2b} , results established an increased medial PFC (channel 4: $t(16) = 2.782$, $p = 0.006$, $d = 0.675$) activity and also lateral PFC (channel 21: $t(16) = -2.229$, $p = 0.0202$, $d = -0.541$; channel 22: $t(16) = -2.028$, $p = 0.029$, $d = -0.492$; t-statistics for all channels upon request) deactivation during reading phases versus consumption phases while presented with poorly-fitting reviews (Abbildung 4.7b). H_3 was however rejected as there were no significant activation differences in the consumption of the product succeeding well-fitting reviews compared to succeeding poorly-fitting reviews (t-statistics for all channels upon request).

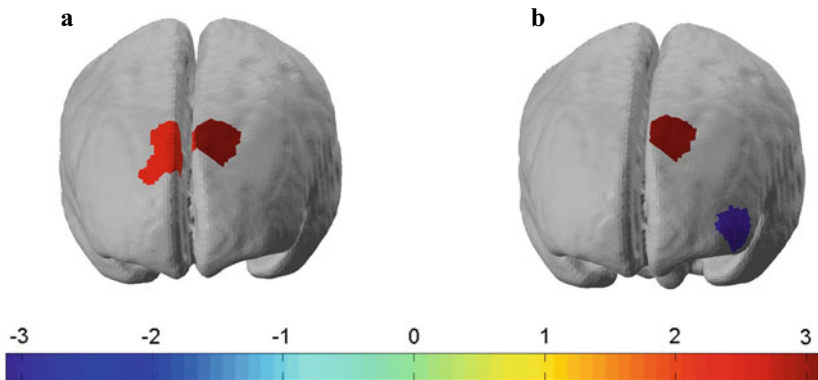


Abbildung 4.7 Significant channels of the contrasts between reading and consumption phases, (a) during the presentation of well-fitting reviews and (b) poorly-fitting reviews. Colour bar indicates the t-value of the statistical analysis

4.3.5 Discussion

The current research aimed to investigate a placebo effect caused by digital interactions, i.e. reading online reviews, and evaluate its effect on customer experiences on a behavioural and neural level. The results of this study provide supporting evidence towards the hypotheses. They show that online reviews are able to elicit an effective marketing placebo effect. This implies that anonymous comments left on websites by customers or bots can alter product preferences and physiological customer experiences. The same product (i.e. tea) was liked better when the online review fit to the consumption experience compared to when it did not fit the consumed tea.

The influence of online reviews as a placebo for the MPE was also seen on a neural level, allowing to better understand the underlying neural mechanisms. In presenting information that had both fit well and fit poorly the consumed product, there was increased medial PFC activity during the reading of reviews, indicating that participants were indeed using the review information as social information. Furthermore, the number of significant channels in the medial PFC in the well-fitting review condition might hinting towards the direction that more medial PFC activity is present when reviews fit well compared to when reviews fit poorly. This would be in line with past research suggesting that the medial PFC regions are related to updating beliefs, activating based on the social information presented (De Martino et al., 2017). The lateral PFC deactivation in reading reviews compared to consumption while presenting poorly-fitting review information indicates that a conflict was felt in tasting a product that did not match its information, and that cognitive effort was required to resolve this conflict and to correct faulty beliefs generated from previous knowledge (Hooker & Knight, 2006). These results are in accordance with an eminent notion in research suggesting increases in cognitive demands activates lateral PFC regions and as a result reduces neural activity in regions responsible for emotional processing, particularly the medial PFC and emotional limbic structures (Dimoka, 2010). The insignificance of hypothesis three was surprising as it is quite substantiated in research that the lateral PFC controls for conflict and incongruence (Berns, 2005), and thus should have been activated during the consumption of a poorly-fitting review. One possible explanation is that since the review was untrustworthy when poorly-fitting, the participants solely focused on consumption rather than the both in conjunction during the consumption experience. It might be that other specifics, which characterise anonymous online reviews, influence the processing of online reviews. As prior literature indicates, trust and distrust seem to be two disjunct constructs associated with medial areas (Dimoka, 2010). In future studies it might be valuable to focus on the effect of trust and distrust on the occurrence of MPE.

4.3.6 Limitations

As this research is work in progress, some refinements to the methodological design could potentially increase its validity and significance. Firstly, additional laboratory studies should be conducted to facilitate the understanding of the underlying mechanism behind the effect being observed. Although a multitude of studies demonstrate the MPE on a behavioural level (Denisova & Cairns, 2015; McClure et al., 2004; Plassmann et al., 2008), it often investigates the improvement rather than a worsening of the product. Moreover, even though it is suggested that sufficient statistical power in neuroscientific and fNIRS studies can already be obtained with 20 participants (Riedl et al., 2010), the sample size of 17 in this research is rather small. Furthermore, it should be noticed that other processes are obviously included in the analysed contrasts of reading a review and consuming a product, e.g. in contrast to reading, consuming is apparently linked to some sort of movement. These could potentially interfere the neural processes and need to be considered while interpreting the results. However, still a differentiated processing of well- and poorly-fitting reviews is observable, indicating differences in underlying mechanisms. Further statistical analysis, such as temporal derivative distribution repair, a newer movement artefact reduction technique, may show beneficial for the interpretations of the results (Fishburn, Ludlum, Vaidya, & Medvedev, 2019).

4.3.7 Implications

However, the preliminary results indicate that online reviews act as placebos and affects neural mechanisms. The application of the fNIRS enhanced the conventional behavioural traditions through the explication of the underlying mechanisms that drive the MPE in digital settings in application of an economic theoretical explanation. Digitalization does not only disrupt economic processes, but also challenges traditional theories e.g. by creating new factors of MPE. Online reviews are, unlike traditional types of reviews, anonymous and due to the unidentifiability of the source potentially flawed. Reference-dependence theory is only one potential theorisation of the MPE. Other related theories from other disciplines might be useful in future research as potential conceptualizations of new types of the MPE as for example Schultz's et.al. (1997) neurological theory of reward-prediction error and Oliver's (1977) marketing theory of expectancy-disconfirmation. In addition, the study findings suggest that social information can modulate the customers' perceptions held about a product and related customer experiences. In a broader sense, it indicates that digitalisation does not only

change customers experience on a subjective level, but also has consequential effects on the underlying, physiological information processing. This would hold managerial implications as firms should be aware of the reviews written about their product as it could influence not only the purchase decision but as well the consumption experience and moreover the consumer's repeat purchase behaviour. The management of online reviews might be a considerably crucial point in the innovation management process. Since it is still relatively unknown which factors determine the success of an innovation (Tong, Acikalin, Genevsky, Shiv, & Knutson, 2020), reviews as potential source of variation should be effectively administered and the integration of neural evidence seem to be especially valuable in this matter (Ariely & Berns, 2010). In order to verify the reviews and ensure the fit of the review to the product, online platform could potentially increase the social identifiability of the review source, since brain areas responsible for updating beliefs based on the social information seem to be involved in this effect. In conclusion, customers reviews communicated over online platforms are indeed an influential piece of information used to direct customers decision making and, finally, customer experiences.

4.4 Beitrag 4: Verbraucherinformationssystem

4.4.1 Beitrag 4.1: Zur Konzeption eines Verbraucherinformationssystems als Ergänzung – oder Alternative? – zum klassischen Informationslabel⁴

4.4.1.1 Hintergrund und Zielsetzung

Eine wesentliche Problematik moderner Volkswirtschaften bilden die oft durch arbeitsteilige Prozesse und entsprechend ausdifferenzierte Wertschöpfungsketten induzierten Informationsasymmetrien zwischen den Anbietern und Nachfragern einer Leistung. Beim Thema ‚Tierwohl‘ kommt hinzu, dass dies eine Vertrauenseigenschaft (Credence Attribute) des Produktes darstellt, deren Ausprägung vom Verbraucher, beispielsweise beim Produkt ‚Fleisch‘, am PoS kaum festgestellt werden kann. Die Informationsökonomik hat auf dieses Marktversagen reagiert und verschiedene Ansätze entwickelt, solche Informationsasymmetrien zu reduzieren. Die klassische Antwort der Verbraucherpolitik ist das *Signaling* mit Hilfe

⁴ Der Beitrag entspricht der folgenden Publikation: Gier, N., Krampe, C., Reisch, L. & Kenning, P. (2018). Zur Konzeption eines Verbraucherinformationssystems als Ergänzung -oder Alternative? – zum klassischen Informationslabel. *Journal of Consumer Protection and Food Safety*, 13(2), 183–189. <https://doi.org/10.1007/s00003-017-1144-7>

von Labels oder Siegeln. Im Kern sollen diese dem Verbraucher auf den ersten Blick, leicht verständlich und verlässlich eine – mehr oder weniger – bestimmte Qualität signalisieren (Eberle et al., 2011; Olaizola & Corcoran, 2003; Reisch, 2003).

Mit diesem Ansatz verbinden sich mehrere Vorteile: So bieten Label zum Beispiel in der Lebensmittelwirtschaft die Möglichkeit, den Verbraucher direkt am PoS über produktspezifische Vertrauenseigenschaften, wie bspw. Tierwohl- oder Bio-Aspekte, zu informieren (Eberle et al., 2011; Janssen & Hamm, 2012; Olaizola & Corcoran, 2003; Reisch, 2003). Dabei lassen sich Label-Qualitäten in unterschiedlicher Breite und Tiefe definieren. Während beispielsweise ‚gentechnikfrei‘ ein Prozessattribut betrachtet, behandeln Bioqualitäts- oder QS-Siegel umfassendere Merkmale. Diese setzen dabei durchaus auf Halo-Effekte, also auf Qualitätsvermutungen, die über die eigentliche Qualität des Produktes hinausgehen. Recht schnell stoßen Label jedoch an ihre Grenzen und erzeugen oftmals unerwünschte Nebeneffekte (Eberle et al., 2011; Franz et al., 2010). So können Verbraucher beim alltäglichen Einkauf durch die Vielzahl an Labels, verbunden mit einem geringen Involvement, verwirrt und überfordert werden (Roosen, Lusk, & Fox, 2003; Verbeke, 2005, 2008). Gerade im Bereich der Nutztierhaltung gibt es eine Flut an Labels, so dass bisweilen je nach Qualitätsprüfung dasselbe Produkt mit mehreren, unterschiedlichen Labels gekennzeichnet werden kann. So fordert unter anderem auch der Bundesverband der Verbraucherzentrale mehr Transparenz und eindeutige Kennzeichnungen im Bereich des Tierwohls in der Nutztierhaltung (VZBV, 2017). Diese Vielfalt und gelegentliche Inkonsistenz hat Auswirkungen auf die Glaubwürdigkeit der einzelnen Label und zeigt, dass das Labelssystem in seiner jetzigen Form wohl einen ‚abnehmenden Grenznutzen‘ hat (Verbraucherkommission Baden-Württemberg, 2011). Die Verfügbarkeit label-induzierter Information stellt heute somit kein Maximierungs-, sondern ein lokales Optimierungsproblem dar, das in der Praxis auf erhebliche Probleme stößt (Kenning et al., 2017). Vor diesem Hintergrund ist es Ziel des im Folgenden zu skizzierenden Forschungsprojektes, Hinweise für die zukünftige effektive und, nach Möglichkeit, effiziente Gestaltung der Kommunikation von Verbraucherinformationen zu geben. Darauf aufbauend sollen Politik- und Kommunikationsempfehlungen für die gesetzliche und privatwirtschaftliche Umsetzung von Kennzeichnungsmaßnahmen abgeleitet werden. Um dieses Ziel zu erreichen, werden verschiedene Ansätze der Verbraucherinformation diskutiert und Erkenntnisse aus bisherigen Forschungsarbeiten genutzt, um bestehende Instrumente zu optimieren bzw. zu ergänzen oder Alternativen zum bisherigen System der Informationsökonomik durch klassische Label zu entwickeln.

4.4.1.2 Methodik

Um das Themenfeld der Verbraucherinformation zunächst phänomenologisch zu durchdringen, wurden im ersten Schritt im Kontext der Nutztierhaltung der Informationsstand, die Informationsbeschaffung sowie der Informations-einfluss von und zu Verbrauchern mittels einer Literaturrecherche und einer flankierenden Fokusgruppe untersucht. Die aus der qualitativen Sozialforschung stammende Methode der Fokusgruppe (Krueger & Casey, 2014) ermöglicht es, den Informationsprozess aus Sicht der Verbraucher zu begreifen und mögliche Anschlusskriterien für die Informationsbereitstellung und -beschaffung zu identifizieren. Im konkreten Projektfall wurden mit Hilfe einer moderierten Diskussion 9 Verbraucher/-innen eingeladen, sich über die Thematik der Informationskommunikation im Bereich der Nutztierhaltung auszutauschen und diese zu diskutieren. Anhand der daraus gewonnenen Erkenntnisse konnten unterschiedliche Bedürfnisse und Motive der Verbraucher an Informationsinhalten und zur Informationsbeschaffung zum Thema Nutztierhaltung unterschieden werden. Daraus abgeleitet wurden in einer tiefergehenden Literaturrecherche Alternativen zu den heutigen Angeboten der Verbraucherinformation gesucht, welche bereits durch Studien erste Hinweise auf ihre Effektivität geben oder in ähnlicher Form in anderen Bereichen genutzt werden.

4.4.1.3 Ausgewählte Ergebnisse

Im Rahmen der Fokusgruppe zeigte sich, dass retrospektiv wahrgenommene Informationen lediglich auf das Herkunftsland sowie quantitative Kennzahlen wie Haltbarkeit, Preis und Gewicht, beschränkt waren und insgesamt eher undifferenziert und oberflächlich erinnert wurden. Informationen zur Haltungs- und Schlachtungsweise sowie zur Futter- bzw. Medikamentenzugabe wurden zwar in der Fokusgruppe als wünschenswerte Information genannt; sie scheinen jedoch in empirischen Studien bei der Kaufentscheidung kaum eine Rolle zu spielen (Andersen, 2011; Harper & Henson, 2001; Olaizola & Corcoran, 2003). Des Weiteren schienen die Verbraucher nicht grundsätzlich, sondern eher ausnahmsweise bewusst und aktiv nach ausführlicheren Informationen zu suchen und nur gewisse Angaben – je nach individuellem Involvement und persönlicher Situation – als relevant einzuordnen. Auch Label schienen hier wenig zu bewirken, da es oft keinen entsprechenden Informationsbedarf gibt. Als Konsequenz wurden Label von der Fokusgruppe überwiegend als unverständlich beschrieben und ihre Fülle und Vielfalt eher als lästig empfunden. Gleichwohl teilten die Verbraucher die Meinung, dass Labels die einzige Möglichkeit böten, sich über die Produkte und deren Eigenschaften am PoS zu informieren. So wurde die Verpackung als einzige Informationsoberfläche angesehen, die neben dem subjektiven Aussehen

des eigentlichen Produktes Aufschluss über dessen Merkmale geben könne. Im Gegensatz zu diesen grundsätzlichen Aussagen schien das Informationsbedürfnis bei den Verbrauchern in der Fokusgruppe nur dann erhöht zu sein, wenn durch Skandale – wie BSE in Rindfleisch oder die kritische Berichterstattung über unzureichende Tierhaltungsverfahren – der sorgenfreie Konsum von Fleischwaren eingeschränkt wird. In diesem Fall werden aus vertrauenden Verbrauchern, die sich durch eine durchaus rationale Naivität auszeichnen, offenbar verantwortungsvolle Verbraucher, die ein entsprechend gesteigertes Informationsbedürfnis haben (Micklitz, Oehler, Piorkowsky, Reisch, & Strünck, 2010; Wobker, Lehmannwaffenschmidt, Kenning, & Gigerenzer, 2012). So gaben die Verbraucher an, während solcher Krisenzeiten, welche auch moralischer Natur sein können, einen erhöhten Informationsbedarf zu haben und vermehrt auf Label zu achten oder alternativ auf den „Metzger des Vertrauens“ zurückzugreifen.

Im Ergebnis zeigt sich, dass Label eher eine situative Relevanz haben und je nach Kontext und Involvement selektiv durch die Verbraucher wahrgenommen werden. Zwar werden Label eher wahrgenommen und können kaufentscheidungs-wirksam sein, wenn sie einfach und intuitiv gestaltet und auf der Vorderseite der Verpackung angebracht sind, und durch entsprechende Kommunikationskampagnen begleitet werden (Grunert, 2002; Padilla, Villalobos, Spiller, & Henry, 2007), jedoch sind sie während eines gewöhnlichen Einkaufs eher wenig relevant. In (moralischen) Krisenzeiten hingegen gewinnen sie an Bedeutung, weisen

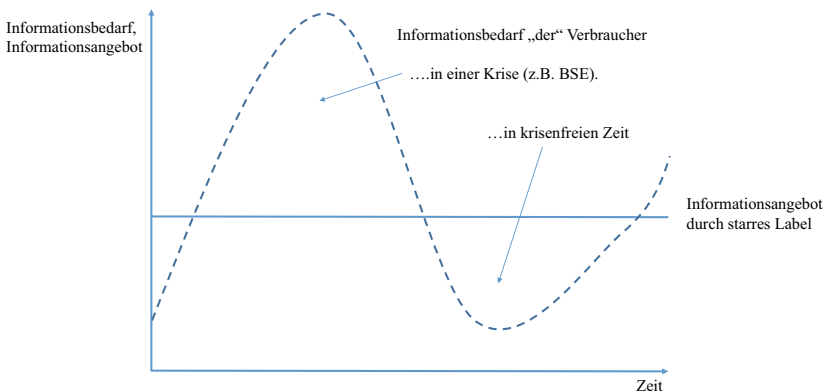


Abbildung 4.8 Informationsangebot und -bedarf im Zeitablauf. Der Informationsbedarf nimmt in Krisenzeiten zu und ist sonst meist gering. Diese Variabilität kann das Informationsangebot durch ein starres Label nicht bedienen

dann aber oftmals zu wenig Informationen auf, so dass ergänzende Informationsquellen, die oft mit Personenvertrauen ausgestattet sind, hinzugezogen werden. Dieses Ergebnis stimmt mit der aktuellen Forschungslage überein, nach der ein individueller, möglichst personalisierter, zeitlich-flexibler und differenzierter Informationsfluss den Verbrauchern in ihren Entscheidungen helfen kann, ohne diese dabei zu überfordern (de Jonge, van der Lans, & van Trijp, 2015; Eberle et al., 2011; Kenning et al., 2017; Reisch, 2003; Weinrich & Spiller, 2016). Abbildung 4.8 verdeutlicht diesen Zusammenhang grafisch.

4.4.1.3.1 Multilayer statt Binarität

Das oben skizzierte Label-Dilemma hat aus Sicht der Verbraucher Konsequenzen: So wird ein hoher Preis bei unzureichender Information über die ‚wahren‘ Produkteigenschaften oftmals als Barriere gesehen (Boogaard, Oosting, & Bock, 2006; Larceneux, Benoit-Moreau, & Renaudin, 2012; Napolitano et al., 2010; Padel & Foster, 2005). Eine Differenzierung innerhalb der offenbar schwankenden preislichen Grenzen und moralischen Ansichten ist somit kaum möglich: Dem einen Verbraucher ist es zumeist zu teuer, dem anderen ist es zu wenig ‚bio‘. Angesichts dieser Heterogenität wäre es zweckmäßig, den Verbrauchern die Möglichkeit zu eröffnen, nach individuellem Involvement diejenige Produktinformation zu beziehen, welche die informierte Kaufentscheidung nach den eigenen, gegebenenfalls zeitlich instabilen, Präferenzen ermöglichen kann. Diese Möglichkeit ließe sich durch die Integration eines sogenannten multilayer Labelsystems eröffnen (de Jonge et al., 2015; Eberle et al., 2011; Weinrich & Spiller, 2016). In diesem System geht es nicht nur um die binäre Unterscheidung zwischen gelabelten und ungelabelten Produkten, sondern es wird innerhalb der Labelstruktur in weitere Stufen (Layer) unterschieden. Durch die Einführung von Differenzierungsebenen können somit psychologische Effekte wie zum Beispiel Kompromiss- oder Anziehungseffekte entstehen, welche den Verbrauchern erlauben, nach ihrem Involvement innerhalb ihrer Preisgrenzen zu entscheiden. Erste Implementierungen eines noch recht einfachen angebotsseitig induzierten multilayer Label zeigen sich in den Niederlanden („Beter Leven“) bzw. in Dänemark („Bedre Dyrevelfærd“). Empirische Studien bestätigen, dass die so erreichte Ausdifferenzierung der Labelstruktur zu einem höheren Marktanteil von Tierwohlprodukten führt, die Heterogenität und individuellen Bedürfnisse der Verbraucher besser abgedeckt und auch zeitlich schwankende Zahlungsbereitschaften ‚abgegriffen‘ werden können (de Jonge et al., 2015; Weinrich & Spiller, 2016). Problematisch ist jedoch, dass nach wie vor eine Vielzahl an Information (Tierwohlfaltung, Fairtrade, Gentechnik, Inhaltsstoffe, u.v.m.) auf den Verpackungen angeboten wird, die in den allermeisten Fällen, nicht benötigt

wird. So sind einzelne Informationen (z. B. Laktose-, Gluten- oder Nussanteil) nur für spezielle Käufergruppen relevant oder werden nur nach besonderen Vorkommnissen oder moralischen Krisen durch den Verbraucher aktiv nachgefragt. Die damit verbundene Logik ist informationslogistisch ineffizient und kann zudem zu der bereits erwähnten Verwirrung und Überforderung der Verbraucher am PoS führen. Die in Abbildung 4.8 skizzierte Problematik wäre somit allenfalls teilweise behoben. Eine Lösung dieser Problematik könnte darin bestehen, den Informationsfluss nach einem anderen Prinzip zu organisieren und den multilayer Ansatz um eine vertikale, nachfrageorientierte und damit zeitlich flexible Perspektive zu erweitern (Eberle et al., 2011). Im Ergebnis würde der Informationsfluss somit nicht nach einem generellen, zeitlich unflexiblen *Push-Ansatz* organisiert werden, wie es bei einem klassischen Labelansatz der Fall ist, sondern vielmehr nach einem *Pull-Prinzip*, welches nicht nur zeitlich flexibel wäre, sondern auch den verschiedenen verbrauchertypenspezifischen Informationsbedarfen/types, die sich situativ ändern können, entsprechen würde (Micklitz et al., 2010; Wobker et al., 2012). Bei dieser Lösung könnten sich Verbraucher bspw. anhand von aufeinander aufbauenden Fragen, die der Logik sogenannter ereignisorientierter Prozessketten (EPK) entspricht (analog zur Organisation von betrieblichen Informationsflüssen im Rahmen von Managementinformationssystemen (z. B. SAP R/3), die Informationen in der Informationstiefe beschaffen, welche ihrem (situativen) Involvement bzw. Typ entsprechen. Durch bereits bekannte Technologien, wie einen QR-Code über eine Smartphone-App oder einem im Markt installierten Informationsterminal, könnten so verantwortungsvolle Verbraucher bspw. bei einer Produktneueinführung im Bereich der ‚Fleischware‘ das Produkt einscannen. Sie würden dann allgemeine Informationen zum Produkt erhalten, welche zum Beispiel das Produkt zunächst nach einer einfachen multilayer Labellogik kennzeichnen. Anschließend und anhand der integrierten EPK könnten diese Verbraucher individuell detailliertere Informationen zum Produkt auf den verschiedenen Layerebenen erlangen (Abbildung 4.9). Durch diese Konzeption würde der breitere und tiefere Informationsbedarf dieser Verbrauchertypen informationslogistisch effizient befriedigt werden und integriert in einen klar vorgegebenen politischen Rahmen könnte eine entsprechende Labelflut möglicherweise verhindert werden (Eberle et al., 2011).

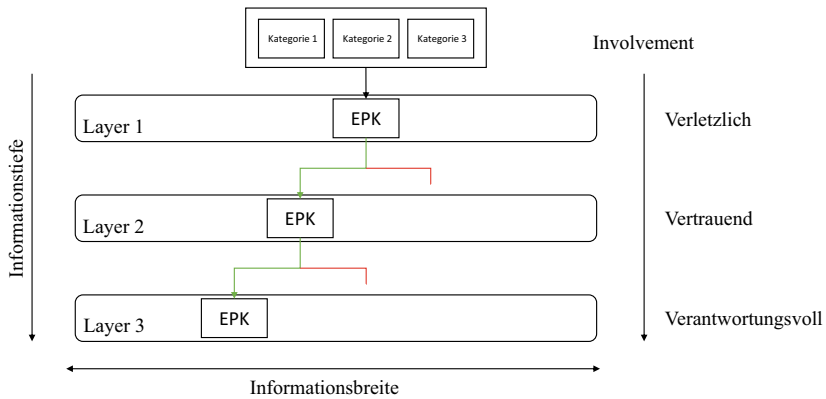


Abbildung 4.9 Konzeption eines vertikalen und horizontal differenzierten Multilayer Informationssystems. Durch eine Integration von ereignisorientierten Prozessketten (EPK) können Verbraucher Informationen, welche der gewünschten Informationstiefe und -breite entsprechen, aktiv anfragen

4.4.1.3.2 Zur Konzeption eines Verbraucherinformationssystems im Rahmen der Nutztierhaltung

Ein dieser Konzeption entsprechender Ansatz, der eine Vielzahl an bereits vorhandenen Verbraucherinformationen integrieren könnte und darüber hinaus eine bedarfsgerechte, situative Informationsbeschaffung ermöglichen würde, bestünde in der Entwicklung eines öffentlich verfügbaren VIS am PoS. Dieses für die Nutztierhaltung durchaus innovative System soll im Folgenden kurz skizziert werden.

Ein Informationssystem ist ein Ansatz, welcher in der Betriebswirtschaft ursprünglich Informationsnachfragen effizient und effektiv in ein System integrieren sollte (Becker & Schütte, 2004; Schütte, 2011). Als VIS kann man analog hierzu ein System bezeichnen, welches den Verbrauchern ermöglicht, durch die Nutzung von Informationstechnologien und dementsprechend informierte Kaufentscheidungen die Wertschöpfungskette nach dem Pull-Prinzip weiterzuentwickeln und mitzugestalten (Tuunanen, Myers, & Cassab, 2010).

Anders als bei Informationssystemen bspw. im beruflichen Kontext, wo Nutzer auf das System für ihre Arbeitstätigkeit angewiesen sind und vor allem Effektivität und Effizienz wichtige Parameter darstellen, sollte bei dem individuellen Gebrauch durch Verbraucher eine Balance zwischen Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit gefunden werden. Denn nur wenn die Verbraucher einen

utilitarischen und hedonischen Nutzen erfahren, wird sich ein solches System dauerhaft etablieren können (Tuunanen et al., 2010). Ähnliche Anwendungen zeigen sich bereits für Obst und Gemüse (Max Rubner-Institut, 2015) und im deutschen Bäckerhandwerk (baeckerhandwerk.de). Mit Hilfe eines Informationsterminals können sich Kunden dort über die angebotenen Waren informieren und individuelle Produktinformationen abrufen. Dadurch wird kein unverständliches Etikettierungssystem benötigt und fachkundige Beratungsgespräche werden durch eine weitere Informationsquelle ergänzt. Welche Ansätze und Herausforderungen ein solches VIS aus theoretisch-konzeptioneller Sicht integrieren müsste und welche Treiber der Verbraucher den Gebrauch ermöglichen, wurde bereits in einem ersten Rahmenkonzept zusammengefasst, welches insbesondere den folgenden Aspekten Rechnung trägt (vgl. Tuunanen et al., 2010). Ein VIS sollte die Verbraucher individuell nach situativer und persönlicher Relevanz und Involvement über die Produkte informieren, sodass diese selbst bestimmen, welche Informationen sie wann erhalten wollen. Dies könnte zum Beispiel anhand von QR-Codes in Kombination mit Smartphone-Apps oder Informationsterminals im Markt realisiert werden.

Das VIS sollte eine Schnittstelle zu sozialen Netzwerken beinhalten. Dort sollte eine unabhängige Moderation ergänzt durch Expertenmeinungen von Landwirten, Händlern und Wissenschaftlern stattfinden. Im Bereich der Nutztierhaltung könnten bspw. verifizierte Nutzer (Verbraucher) aktuelle, für sie relevante Themen (z. B. Medienberichte und Warnhinweise) untereinander und mit unabhängigen Experten diskutieren und Erfahrungen (z. B. Meinungen, Kochideen und Angebote) austauschen. Dadurch wird eine Identitätskonstruktion erzielt, welche den Nutzer an den Service bindet und auch ein Crowdsourcing ermöglicht (vgl. Enkel, 2018). Zudem sollte das VIS den Anwendungskontext (z. B. am PoS) berücksichtigen, da dieser einen Einfluss auf das Nutzungsverhalten haben wird. Verbraucher sind in diesem System ein wichtiges, zentrales Element und können die Gestaltung und Nützlichkeit des Informationssystems durch ihren Gebrauch entscheidend beeinflussen (Tuunanen et al., 2010). Der Gestaltungsprozess des VIS ist entsprechend voraussetzungsvoll: Zum einen sind der Zeitpunkt und die Art der Teilnahme an der Gestaltung des Service durch die Verbraucher festzulegen, sodass die Ziele und Ansprüche der Verbraucher an das VIS den gewünschten Nutzen erzeugen. Zum anderen müssen die Informationen, welche in dem VIS verwendet werden, effektiv und effizient aggregiert und integriert werden (vgl. Oehler & Kenning, 2013). Denkbar wäre es, dass bereits vorhandene Systeme kombiniert werden und Informationen aus vertrauensvollen und unabhängigen Quellen integriert werden. Kompatible SAP-Systeme, welche bereits vom Handel genutzt werden, könnten im VIS eine Schnittstelle bilden

und so Verbrauchern Informationen zum Beispiel zur Herkunft der jeweiligen Produkte bereitstellen. So könnten bspw. handelsbezogene Daten aus den Warenwirtschaftssystemen freigegeben werden und mit weiteren Daten (z. B. aus dem Bundesinformationszentrum Landwirtschaft, BZL) im VIS zu einem multilayer Informationsansatz aufbereitet und verknüpft werden (Abbildung 4.10).

Um den Handel zu motivieren, die jeweiligen Systeme zu öffnen und zu pflegen wäre es denkbar, die entsprechenden Investitionen zu fördern. Das nötige Vertrauen in das VIS könnte durch die Unabhängigkeit und ein glaubwürdiges Monitoring der Inhalte gewährleistet werden. Die verwendeten Daten sollten von öffentlichen Institutionen wie zum Beispiel der Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung (BLE) verwaltet werden, wobei es wichtig ist, dass Informationsstandards vereinheitlicht werden und interne Qualitätskriterien, welche sich zurzeit unter anderem durch private Bio-Label äußern, sichtbar und transparent von unabhängigen Informationen getrennt werden (Beschluss der Verbraucherkommission, 2012). Angesichts dessen böte sich insgesamt ein modularer, integrativer Aufbau an (Abbildung 4.10).

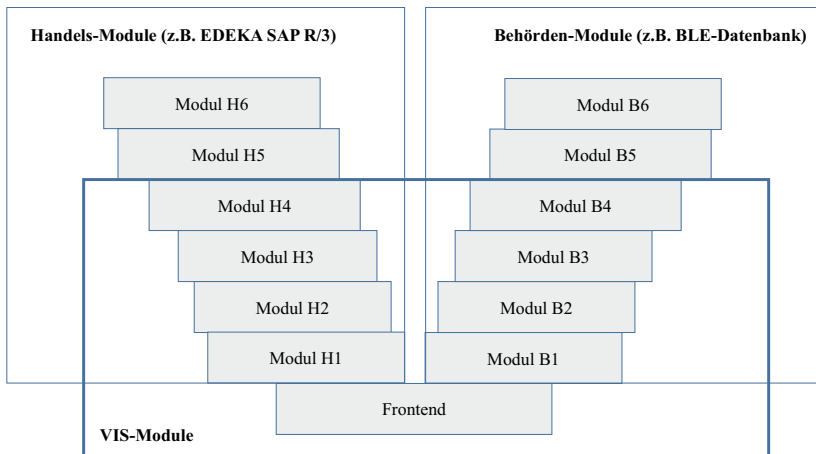


Abbildung 4.10 Datengewinnung und -verwaltung in einem VIS. Informationen und Daten, die in das VIS mit einfließen sollen möglichst kompatibel mit vorhandenen Warenwirtschaftssystem im Handel sein

4.4.1.4 Ausblick

Labels bieten mitunter die einfachste Möglichkeit, den Verbraucher am PoS zu informieren. Sie stoßen jedoch oftmals an ihre Grenzen. Aufbauend auf qualitativen und quantitativen Studien kann man rasch erkennen, dass dieser starre Ansatz der Verbraucherinformation möglicherweise durch differenziertere, horizontal und vertikal organisierte Alternativansätze zu optimieren wäre. Sinnvoller wäre es, einen systemischen Ansatz in der Form eines VIS zu verfolgen. Durch ein solches System wäre es möglich, die Informationsbedarfe der Verbraucher flexibel und informationslogistisch optimal zu bedienen.

4.4.2 Beitrag 4.2: Besser statt mehr! Vom Daten-DIY zur ‚Verbraucherinformatik‘⁵

4.4.2.1 Abstract

Die wirksame Gestaltung von Verbraucherinformation ist ein zentrales Anliegen der Verbraucherpolitik. Die in diesem Zusammenhang übliche Anwendung klassischer informationsökonomischer Instrumente (z. B. Gütesiegel und Label) stößt jedoch zunehmend an ihre Grenzen. Es scheint notwendig, Verbraucherinformation wirksamer zu gestalten, wobei aktuelle Ansätze der Informatik hilfreich sein können. Die sogenannte *Verbraucherinformatik* ist dabei gut beraten, den konkreten Informationsbedarf der Verbraucher zu fokussieren. Dazu ist es wichtig, die Faktoren zu kennen, die wiederum den Informationsbedarf maßgeblich beeinflussen. Aus der Verbraucherforschung sind einige solcher Variablen – wie das Involvement – bekannt. In dieser Studie wird ein digital unterstützendes Verbraucherinformationssystem vorgestellt, das bestehende klassische Informationsinstrumente ergänzen könnte. Das Involvement der Verbraucher wird als wesentlicher Faktor für den Informationsbedarf identifiziert. Konkret wird gezeigt, dass das Involvement der Verbraucher deren Informationsbedarf beeinflusst.

⁵ Dieser Beitrag wurde bei der „Internationalen Tagung Wirtschaftsinformatik“ 2019 im Rahmen eines Vortrags im Workshop „Digital Consumption“ vorgestellt und ist als „Research in Progress“ veröffentlicht: Gier, N. R., Krampe, C., Reisch, L. und Kenning, P. (2019) „Besser statt mehr! Vom Daten-DIY zur ‚Verbraucherinformatik‘. *International Conference on Wirtschaftsinformatik*, Siegen, Germany, <https://www.verbraucherinformatik.de/2019/10/20/beitraege-vom-workshop-digital-consumption-auf-der-wi-2019/>

4.4.2.2 Extended Abstract

Verbraucherpolitik möchte Verbraucher darin unterstützen, selbstbestimmte und informierte Entscheidungen treffen zu können. Label und Gütesiegel sind dabei die klassischen Instrumente, um Verbraucher am PoS über die Eigenschaften eines Produktes zu informieren. Das dadurch geschaffene Informationsangebot scheint jedoch den tatsächlichen Informationsbedarf nicht vollständig und vielleicht sogar immer weniger abzudecken (Frey & Pirscher, 2018). Ein Grund dafür könnte sein, dass das Verbraucherverlangen nach Information sehr individuell, im Zeitverlauf dynamisch und von der jeweiligen Situation abhängig ist (Gier, Krampe, Reisch, & Kenning, 2018).

Ein möglicher Einflussfaktor auf den Informationsbedarf könnte das jeweilige Involvement der Verbraucher sein (Frank & Brock, 2018). Da jedoch das Involvement eines Verbrauchers – bestehend aus persönlichem, situativem und objektbezogenem Involvement (Trommsdorff, 2008) – in der Praxis ex ante nicht vorhergesagt werden kann, scheint der mit einem Label oder Gütesiegel verbundene ‚informationsstarre‘ Ansatz begrenzt zweckmäßig. So muss sich der Verbraucher bei Bedarf die jeweiligen Informationen nach dem Do-it-Yourself („DIY“)-Prinzip aus unterschiedlichen Informationsquellen zusammen zu suchen. Ein Umstand der sehr zeitintensiv sein kann und eventuell erklärt, warum Verbraucher das Gefühl der Labelflut empfinden und sich bei Informationen nur auf ein paar wenige Merkmale beschränken (Gier et al., 2018). Eine Alternative hierzu könnte ein flexibles Verbraucherinformationssystem darstellen, in dem Informationen bereitgestellt werden können, die der Kunde falls nötig abrufen kann (Gier et al., 2018).

Ziel der hier skizzierten Studie ist es daher, die Annahme zu prüfen, ob das Involvement der Verbraucher tatsächlich eine wesentliche Determinante ihres Informationsbedarfs darstellt. Dazu wurde ein Online-Experiment mit einem prototypischen Informationssystem durchgeführt. Im Rahmen der Studie wurden 598 Probanden (Probanden hatten keine Einschränkungen in der Ernährung; 56,4 % weiblich, 43,6 % männlich; Durchschnittsalter = 39,58 Jahre, $SD_{\text{Alter}} = 11,35$), in einem Online-Experiment gebeten, einen hypothetischen Einkauf von Fleischprodukten (Schweine- und Hähnchenbrustfilet) zu tätigen. Während der Kaufentscheidung konnten die Probanden auf ein Verbraucherinformationssystem zur Beschaffung weiterführender Information über die jeweiligen Produkte sowie deren Prozessqualitäten zurückgreifen. Ziel war es zu testen, ob die Inanspruchnahme bzw. die Nutzungsdauer des Systems durch das situative und persönliche Involvement der Verbraucher positiv beeinflusst werden würde (vgl. Abbildung 4.11).

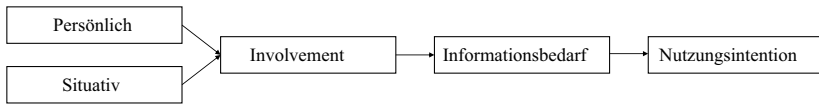


Abbildung 4.11 Modell zur Erklärung des Informationsbedarfs

Um diese Annahme zu testen, wurde das situative Involvement im Rahmen des Experiments durch das Lesen verschiedener Nachrichtenartikel über die Nutztierhaltung induziert. Die verwendeten Artikel basierten auf tatsächlichen Berichten, die auf 150–160 Wörter gekürzt und von Ort-/Mediangaben befreit wurden. In einer Vorstudie wurden diese auf Glaubwürdigkeit, Seriosität und Informationsgehalt getestet und zehn Artikel ausgewählt, welche ausreichend Variabilität im situativen Involvement hervorrufen konnten. Ergänzend hierzu wurde das persönliche Involvement zu Beginn des Experiments durch eine modifizierte Form der Animal Attitude Scale erfasst, welche die generelle Einstellung gegenüber der Nutztierhaltung misst (Trommsdorff, 2008).

In der Haupterhebung wurden auf Basis der individuellen Bewertungen der Artikel für jeden Probanden drei Nachrichtenartikel ausgewählt, welche ein hohes, mittleres oder niedriges Involvement auslösten. Nachdem die Probanden einen der vorselektierten Artikel erneut gelesen hatten, wurde randomisiert ein Produkt gezeigt (Schweine- oder Hähnchenbrustfilet) zu dem dann die maximale Zahlungsbereitschaft genannt werden sollte. In dieser Phase der Erhebung hatten die Probanden die Möglichkeit, ein Verbraucherinformationssystem zu nutzen, welches dem jeweiligen Produkt hinterlegt war. So konnten sich die interessierten Probanden vor der Nennung ihrer Zahlungsbereitschaften weiterführend über das Produkt informieren. Nachdem alle Zahlungsbereitschaften genannt worden waren, sollten die Probanden abschließend die wahrgenommene Nützlichkeit des Verbraucherinformationssystems sowie die Nutzungsintention beurteilen.

Um die in Abbildung 4.11 dargestellten Wirkungszusammenhänge zu prüfen, wurden Regressionsanalysen durchgeführt. Diese unterstützen unsere Annahmen auf einem Signifikanzniveau von $p < 0,05$. Konkret zeigte sich, dass Probanden bei erhöhtem situativem Involvement einen erhöhten Informationsbedarf haben und sich mehr Zeit nehmen, um eine informierte Entscheidung treffen zu können ($b = 0,313$, $t(1432,644) = 2,163$, $p = 0,031$). Dieser Effekt zeigte sich auch für das persönliche Involvement ($b = 5,643$, $t(605,755) = 3,879$, $p < 0,001$), wobei der Effekt von situativem Involvement verstärkt wird bei Probanden mit hohem persönlichem Involvement ($b = 0,239$, $t(1489,627) = 2,256$, $p = 0,024$). Die Studienergebnisse verdeutlichen zudem, dass der Informationsbedarf einen

positiven Einfluss auf die Nutzungsintention des Informationssystems hat ($b = 0,004$, $t(593) = 8,944$, $p < 0,001$).

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass im vorliegenden Experiment der Informationsbedarf je nach persönlichem und situativem Involvement variiert. Die im Markt verfügbaren Instrumente – zumeist handelt es sich um ‚informationsstarke‘ Labels – können diese Variabilität kaum abdecken (Herzog, Betchart, & Pittman, 1991). Sie lösen mithin nicht das Problem, dass es inter- und intrapersonal unterschiedliche Informationsbedarfe gibt. Ein flexiblerer Ansatz, der Informationen aufbereitet und im Bedarfsfalle bereitstellt, wäre somit eine sinnvolle Alternative oder auch Ergänzung zu den bisherigen Informationsinstrumenten (Gier et al., 2018). Sie könnten auch eine erste Entwicklungsstufe einer umfassenderen, noch zu entwickelnden Verbraucherinformatik darstellen, mit dem Ziel Verbraucher durch Informationssysteme in ihrem Einkaufs- und Konsumverhalten zu unterstützen (Stevens & Boden, 2014).

4.5 Beitrag 5: Measuring dIPFC signals to predict the success of merchandising elements at the Point-of-Sale – A fNIRS approach⁶

4.5.1 Abstract

The (re-)launch of products is frequently accompanied by PoS marketing campaigns in order to foster sales. Predicting the success of these merchandising elements at the PoS on sales is of interest to research and practice, as the misinvestments that are based on the fragmented PoS literature are tremendous. Likewise, the predictive power of neuropsychological methods has been demonstrated in various research work. Nevertheless, the practical application of these neuropsychological methods is still limited. In order to foster the application of neuropsychological methods in research and practice, the current research work aims to explore, whether mobile fNIRS – as a portable neuroimaging method – has the potential to predict the success of PoS merchandising elements by rendering significant neural signatures of brain regions of the dIPFC, highlighting its potential to forecast shoppers' behaviour aka sales at the PoS. Building on previous research findings, the results of the given research work indicate that

⁶ Der Beitrag entspricht der folgenden Publikation: Gier, N. R., Strelow, E. & Krampe, C. (2020). Measuring dIPFC signals to predict the success of merchandising elements at the Point-of-Sale – A fNIRS approach. *Frontiers in Neuroscience*. <https://doi.org/10.3389/fnins.2020.575494>

the neural signal of brain regions of the dIPFC, measured with mobile fNIRS, is able to predict actual sales associated with PoS merchandising elements, relying on the *cortical relief effect*. More precisely, the research findings support the hypothesis that the reduced neural activity of brain regions associated with the dIPFC can predict sales at the PoS, emphasising another crucial neural signature to predict shoppers' purchase behaviour, next to the frequently cited *reward association system*. The research findings offer an innovative perspective on how to design and evaluate PoS merchandising elements, indicating fruitful theoretical and practical implications.

4.5.2 Introduction

The (re-)launch of products is frequently accompanied by PoS marketing campaigns, given that effective PoS merchandising elements have been shown to significantly increase sales of advertised products (Sinha & Verma, 2017). Predicting the success of these PoS marketing campaigns in terms of the company's objectives, for example forecasting the sales before its launch, is of substantial economic importance. An aspect that is reflected in the multibillion-dollar investments companies spend on advertising and merchandising each year (Guttman, 2019). Consequently, a significant amount of research investigated the PoS and its effective design. In this regard, previous PoS research examined in particular the assortment size, the in-store design and the PoS atmosphere. The assortment size and the associated choice overload effects have been investigated most frequently, identifying the circumstances and operating principles in form of an inverted U-shape function between variety and purchase probability (Beneke et al., 2013; Chernev, 2006; Chernev et al., 2012; Grant & Schwartz, 2011; Heitmann et al., 2007). Other research examined PoS in-store demonstrations, product presentations and consumer inspiration, which showed positive effects on attention and evaluation processes of consumers (Bottger et al., 2017; Huddleston et al., 2015; Nordfält & Lange, 2013; Phillips et al., 2015; Townsend & Kahn, 2014). Considering the sensory complexity of the PoS, previous research investigated also the store environments and the PoS atmosphere, exploring how multisensory aspects like music, scent and touch influence shopping behaviour in combined fashion. The results indicate that congruent and matching modalities seem to be most favourable by consumers (Mattila & Wirtz, 2001; Michel et al., 2017; Quartier et al., 2014; Spence & Gallace, 2011; Spence et al., 2014). Although it has been shown that investments in PoS atmospherics and product arrangements can pay off, most merchandising activities are still associated with high costs (Spence

et al., 2014). Moreover, many operating stimuli at the PoS that have been shown to greatly influence shoppers are only analysed in isolation without considering the complexity of the entire PoS and its various influencing factors. Consequently, the efficient and effective prediction of the success of PoS marketing campaigns on market level is of great interest for research and practice, given that it might provide a holistic picture of the marketing activities at the PoS that may reduce misinvestments. It is, thus, not surprising that retailers and producers, who launch and promote a myriad of new product variations every year, try to implement marketing campaigns that have been effectively tested before.

The selection of merchandising elements is frequently grounded on insights that are received from exploring the consumers' perceptions of the – advertised – product or service-associated attributes. In order to measure the consumers' perceptions of these attributes, self-report measurements are often used, asking consumers directly about their subjective opinions in regard to a product or service. Although self-report measurements have been indicated to be beneficial in some marketing studies, social psychology suggests that self-reports, when used in isolation, are unreliable to accurately predict the consumers' preferences (Nisbett & Wilson, 1977; De Cremer et al., 2008; Petit & Bon, 2010; Baldo, Paulraj, Curran, & Dronkers, 2015). This is mostly because the consumers' expressed intentions do not always translate into actual (purchase) behaviour or even sales (Ajzen, 1991; Frank & Brock, 2018; Padel & Foster, 2005). Against this background, other measurements might be more expedient to solve the indicated matter (Ariely & Berns, 2010; Karmarkar & Yoon, 2016; Plassmann et al., 2015).

The application of neuropsychological methods, using neural brain activity data to forecast products and marketing campaigns success, has been indicated to offer a promising approach to gain further knowledge about the consumers' perception processes (Ariely & Berns, 2010; Berns & Moore, 2012; Daugherty et al., 2016; Falk et al., 2012; Falk et al., 2016; Karmarkar & Yoon, 2016; Kühn et al., 2016; Motoki et al., 2020; Plassmann et al., 2015; Tong et al., 2020; Venkatraman et al., 2015). Plassmann and colleagues (2007) explored, for example, how neuropsychological methods could be used to investigate brand equity as a determining factor that influences the perception and, consequently, the behaviour of consumers. Subsequently, multiple studies demonstrated the predictive power of neuropsychological data, displaying the capability of forecasting music and movie success or advertising elasticities of television ads (Baldo, Parikh, Piu, & Müller, 2015; Boksem & Smidts, 2015; Cha, Suh, Kwon, Yang, & Lee, 2019; Tong et al., 2020; Venkatraman et al., 2015). Although the predictive power of neuropsychological methods has been demonstrated to outperform 'traditional' marketing methods (Venkatraman et al., 2015), neuropsychological methods and

the generated neuropsychological insights are only partially adapted in practice. One reason for this might be that previous research often emphasised *reward associations* in order to predict sales with the utilisation of neuropsychological methods (Ariely & Berns, 2010; Plassmann et al., 2015). Thereby the predictions rely on medially and subcortical located brain regions of the *reward evaluation system*, such as the nucleus accumbens (NAcc), the ventral striatum (vStr), the OFC and the vmPFC. These brain areas can only be measured with stationary neuroimaging methods, such as fMRI, whose application is quite costly and time-consuming. However, although just recently a study conducted by Cha et al. (2019) indicated that the application of fNIRS allows to correlate mPFC neural activity to popularity of music on YouTube, another – in previous research often neglected – neural signature might as well be decisive to predicting PoS sales, namely the deactivation of the dIPFC. The dIPFC is known to play a major role in decision-making by integrating cognitive evaluations whilst modulating affective reward responses (Hare et al., 2009). Frequently, increased dIPFC activity is associated with cognitive (self-)control in decision-making and other cognitive processes such as working memory, abstract problem solving and exertion of control in order to favour long-term goals (Carlén, 2017; Hare et al., 2009; Miller & Cohen, 2001). For example, in food-related value-based decision-making increased neural activity in brain areas of the dIPFC have been identified for participants that execute a greater self-control on their food choice (Hare et al., 2009). Simultaneously, a reduced neural activity of the dIPFC has been associated for brand-related decisions that require less strategy-based reasoning (Deppe et al., 2005; Koenigs & Tranel, 2008; Krampe, Gier, et al., 2018; Schaefer & Rotte, 2007). First shown in the study by Deppe et al. (2005), decision sets that include the participants favoured brand, emotionalise the choice, which allows a quicker, straightforward and less complex decision-making process in favour of the preferred product, a replicated and robust effect called *cortical relief effect*.

In conclusion, preferred choice options seem to be easier to process, which makes it easier to choose for the favoured product during a decision-making process that seem to be less cognitively controlled and assumed to elicit a reduced activity in brain regions of the dIPFC (Deppe et al., 2005; Koenigs & Tranel, 2008; Krampe, Gier, et al., 2018; Schaefer & Rotte, 2007). Less self-controlled decisions might, therefore, result in more impulsive decision-making, choosing the option that is preferentially presented in a choice situation (Boettiger et al., 2007; Hare et al., 2009; Kable & Glimcher, 2007). Consequently, merchandising elements that are about to expose a reduced neural activity in brain regions ascribed to the dIPFC might be less cognitively engaging, resulting in more impulsive decisions, which might rescale in increased sales at the PoS. Hence, while earlier

neuropsychological studies that aimed to predict consumer behaviour on population level with neuropsychological methods focussed mainly on medial and subcortical located brain regions of the *reward evaluation system*; only a few studies considered the dlPFC in their prediction models. Consequently, this research work is one of the first to evaluate whether the reduced neural dlPFC activity, as a neural signature, can predict PoS sales, building on insights of the *cortical relief effect*.

Having this in mind, the current research work aims to explore the predictive power of the cortical brain regions of the dlPFC to forecast the success of PoS merchandising elements. By doing so, the given research work overcomes the limitations of stationary neuroimaging methods by utilising mobile fNIRS as a portable applicable neuropsychological method for the research field of shopper neuroscience, demonstrating its potential application in ecological valid setting, such as the PoS. (Çakir et al., 2018; Kopton & Kenning, 2014; Krampe et al., 2018b). Against this background, the given research work aims to explore whether mobile fNIRS – as a mobile applicable neuroimaging method – has the potential to predict the success of PoS merchandising elements by rendering significant neural *cortical relief* signatures of the dlPFC.

4.5.3 Predicting success of PoS merchandising elements – the ‘duplo’ case

A special case in the analyses of PoS merchandising elements is the product ‘duplo’ by Ferrero (Ferrero Deutschland GmbH, n.d.). ‘Duplo’ constitutes a special case for research, since its effects on shoppers’ processing and behaviour were not only explored in prior studies with neuropsychological and traditional marketing methods (Kühn et al., 2016; Strelow et al., 2020; Strelow & Scheier, 2018), allowing comparisons between different data types, but also provide unique, real-market stimuli materials for research, that are, in contrast to research stimuli specifically designed for a study, highly ecologically valid. The product ‘duplo’ was introduced to the German market in 1964 and is currently the market leader of chocolate bars in Germany, with a turnover of € 200 million (VuMA, 2019b). There, more than 50 % of the turnover is achieved by secondary (out of shelf) displays, which are displayed with PoS merchandising elements (Briesemeister & Selmer, 2020). Over the past 40 years, many PoS merchandising elements have been used to promote the chocolate bar. Six merchandising elements were explored by prior research, representing a typical choice set for marketing campaigns, including past and recent PoS and TV campaigns as well as similar but unknown merchandising elements (Abbildung 4.12).

An fMRI study conducted by Kühn et al. (2016) investigated the different PoS ‘duplo’ merchandising elements on neural level. In particular, two fMRI-derived sales prediction values were extracted based on the neural BOLD (blood oxygen level dependent) signals measured (1) during the perception of the merchandising elements contrasted to the implicit baseline and (2) for the signal change from the baseline contrast of (the advertised) package ‘duplo’ product seen before and after the merchandising element. The fMRI-derived sales prediction values summarised the signal of multiple neural regions, whereby the prediction was mainly driven by the neural activity of the *reward system* (NAcc and medial OFC) and the *deactivation of the dlPFC* (Brodmann area 9 and 46). Furthermore, explicit subjective ratings of the ‘duplo’ merchandising elements were evaluated. In order to measure the actual sales – defined as the revenue generated by the different merchandising elements – the merchandising elements were tested at the PoS in a field experiment in parallel to the fMRI study (for detailed information, please see Kühn et al., 2016; Abbildung 4.13D). Results demonstrated that the fMRI-derived sales prediction value based on the merchandising element presentation were the best predictor for the sales numbers (Abbildung 4.13A). While the first two and last two ranking positions were equivalent between fMRI-derived sales prediction value of merchandising elements and actual sales, only one match at the third position was found for the subjective rankings (Abbildung 4.13C) and no match for the fMRI-derived sales prediction value of the product contrast (Abbildung 4.13B). Inspecting the integrated neural brain areas ad-hoc in detail, Kühn et al. (2016) identified the medial OFC as most predictive for actual market sales.



Abbildung 4.12 Merchandising elements of the product ‘duplo’. The six merchandising elements were used in prior studies (Kühn et al., 2016; Strelow & Scheier, 2018) and the current study, including: **A.** a woman eating a ‘duplo’ bar, used at the PoS from 1995 to 2015; **B.** hands holding a ‘duplo’ bar, representing a TV campaign that had been on air for 6 months from 2011 to 2012; **C.** a group of people and three ‘duplo’ bars, which represented a TV campaign that had been on air for nearly 20 years between 1991 and 2010; **D.** a couple with a ‘duplo’ bar and **E.** hands holding a ‘duplo’ bar with text, which were not used in advertising previously, as well as **F.** a toothbrush with a ‘duplo’ bar used as control merchandising element. Figure adapted from Kühn et al. (2016). Permission to reuse has been obtained

	1st	2nd	3rd	4th	5th	6th
A fMRI-derived sales prediction value of merchandising contrast (Kühn et al., 2016)						
B fMRI-derived sales prediction value of product change contrast (Kühn et al., 2016)						
C Explicit ratings (Kühn et al., 2016)						
D Actual product sales (Kühn et al., 2016)						
E Reward association (Strelow & Scheier, 2018)						
F Brand fit (Strelow & Scheier, 2018)						

Abbildung 4.13 Ranking of the six merchandising elements based on prior research. Ranking order of the merchandising elements derived from: **A**: fMRI-derived sales prediction value of merchandising elements from Kühn et al. (2016); **B**: fMRI-derived sales prediction value of product contrasts from Kühn et al. (2016); **C**: the explicit rating of participants of the study by Kühn et al. (2016); **D**: actual product sales of the field study of Kühn et al. (2016); **E**: mean average reward association strength by Strelow and Scheier (2018); **F**: brand-fit score of reward association by Strelow and Scheier (2018). Figure adapted from Kühn et al. (2016) and Strelow and Scheier (2018). Permission to reuse has been obtained

In order to explore the shoppers' associations with the different PoS merchandising elements and to understand the shopper response to the merchandising elements, following the fMRI study, the merchandising elements were examined in a second study conducted by Strelow and Scheier (2018), utilising an implicit reward association test (IAT). During the IAT, each PoS merchandising element as well as the brand itself were assessed on different reward values that were spontaneously associated with the brand and the merchandising element. From the results of the IAT for the merchandising elements, Strelow and Scheier were able to discriminate the lower three merchandising from the top three merchandising elements, although the ranking order was not congruent with the actual sales numbers identified by Kühn et al. (2016; Abbildung 4.13E). Subsequently, the fit between the merchandising elements and the brand's reward associations was analysed, indicating that the first and last two ranks of the actual PoS sale performance can be determined by the data (Abbildung 4.13F). The fit of the brand associations with the merchandising element associations can be interpreted either as an *enhancement* or at least as a confirmation of the brand reward associations representing the degree of congruence between the expected associations elicited by the brand and the associations evoked by the brands merchandising elements.

In conclusion, data from both (neuro)psychological methods, the fMRI data and the IAT data, seem to outperform self-report shoppers' ratings of the merchandising elements. A high brand-fit score as indicated by Strelow and Scheier (2018) between the merchandising element and the brand seems to be predictive for the success of a merchandising element, since the shoppers' expected and experienced brand associations are congruent with the merchandising element, potentially resulting in a *cortical relief effect*, reducing the experienced cognitive dissonance. In the study conducted by Kühn et al. (2016) the fMRI-derived sales prediction value based on the merchandising element presentation were most predictive for actual sales data. Although, the brain regions of *reward evaluation system*, especially medial OFC, were again highlighted as the driving force for the prediction, a decreased neural activity in the dIPFC was integrated in the formula to predict sales, an aspect that represents reduced cognitive effort and greater *cortical relief* (MacPherson et al., 2002; Carter & van Veen, 2007; Cho et al., 2010; Izuma et al., 2010; Bartra et al., 2013). Building on previous research, which demonstrated that mobile fNIRS is particularly capable of measuring neural cortical activity, especially lateral areas of the PFC (Krampe, Gier, et al., 2018; Kühn et al., 2016; Liu, Kim, & Hong, 2018), the investigation of the neural signatures of the dIPFC's deactivation might be a fruitful avenue to predict the success of merchandising elements. While doing so, this research work opens up the potential application of mobile fNIRS in a realistic shopping environment,

namely the PoS, to predict success on market level. Hence, the given research work aims to explore, whether the dlPFC can act as a predictive neural signature for actual market sales by utilising and validating mobile fNIRS as a mobile neuropsychological method for the research field of shopper neuroscience, leading to the following hypothesis:

The neural signatures of the dlPFC during the perception of merchandising elements measured with mobile fNIRS are able to predict the sales associated with the PoS merchandising elements.

4.5.4 Materials and methods

4.5.4.1 Participants

In line with previous research (Krampe, Gier, & Kenning, 2018; Krampe et al., 2018b; Kühn et al., 2016; Rampl, Eberhardt, Schütte, & Kenning, 2012; Strelow & Scheier, 2018) only healthy, female participants ($N = 45$), who indicated that they were mainly responsible for the grocery shopping in their household, were recruited to participate in this study. Female participants were recruited because women are more frequently responsible for the household's grocery shopping (BVE, 2020; VuMA, 2019a). Due to bad signal quality, 12 participants had to be excluded from the data analysis, resulting in a final sample size of $n = 34$ ($M_{\text{age}} = 41.06$, $SD_{\text{age}} = 8.41$; $\text{Age}_{\text{min}} = 23$, $\text{Age}_{\text{max}} = 54$). All participants were right-handed and had no history of major psychological or neurological disorders.

4.5.4.2 Experimental task procedure

After participants were welcomed, they were informed verbally and in written form about the aim of the study, the task and the utilised mobile fNIRS device. Once participants fully understood the task, a written informed consent was signed in accordance with the Declaration of Helsinki. Thereafter, participants were seated in front of a computer screen and the mobile fNIRS headband was attached on the participants forehead. In order to increase consistency between the participants measured brain regions, the mobile fNIRS headband was locally standardised on the vertical axis using the craniometric point of the nasion as an orientation point and the middle of the two preauricular points for positioning on the horizontal axis, covering the PFC. Before starting the experimental task, data quality was checked and, if necessary, signal quality was improved by shifting the hair away from the detectors, making direct skin contact. In addition, the fNIRS headband was covered with a light-protecting cap to control for external light sources. Once the preparation was finished, participants were instructed to look at the computer screen while the task was performed.

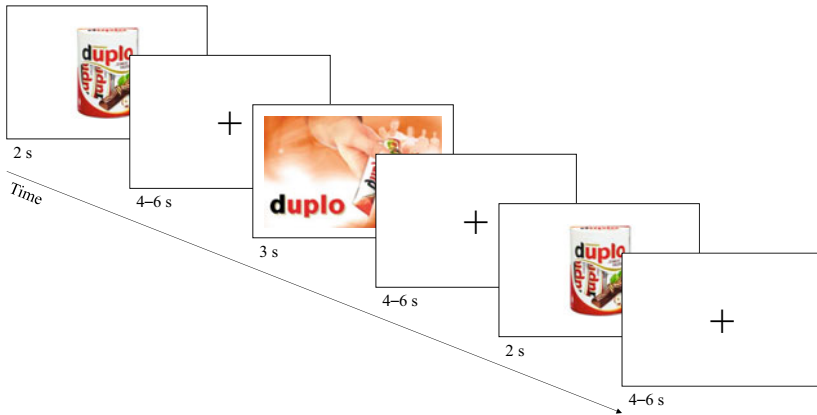


Abbildung 4.14 Schematic representation of a trial in the experimental task. The task design is adapted from Kühn et al. (2016). During each trial, one merchandising element was displayed randomly for 3 s. Before and after the merchandising element, the advertised product was shown for 2 s. All stimuli were separated by a randomized jitter of 4–6 s. Figure adapted from Kühn et al. (2016). Permission to reuse had been obtained

The task was designed analogous to the paradigm developed by Kühn et al. (2016; Abbildung 4.14), applying an event-related experimental design. During the task, a merchandising element was displayed for 3 s, followed by a randomized jitter of 4–6 s. Before and after the merchandising element, the advertised product was shown for 2 s, again followed by a randomized jitter of 4–6 s. In total, every merchandising element was shown six times, whereby the order of the merchandising elements was totally randomized. The task was performed twice, resulting in a total number of 72 trials, with 12 trials for every of the six merchandising elements. After completing the task, the mobile fNIRS device was removed and participants were asked to complete a final questionnaire, assessing demographics as well as their explicit subjective ranking of the merchandising elements. At the end of the study and a verbal disclosure, participants received a monetary incentive for their participation and were free to leave.

4.5.4.3 fNIRS data collection

The continuous-wave fNIRSport-System (NIRx Medical Technologies, Berlin, Germany) was used for data collection (Boas et al., 2014; Scholkmann et al., 2014). In general, fNIRS measures cerebral haemodynamic responses through near-infrared light sources (Ferrari & Quaresima, 2012). The mobile fNIRS system recorded optical signals on two-wavelengths (760 and 850 nm) at a sampling rate of 7.81 Hz. As imaging depth increases with emitter-detector distance, but signal quality is suggested to be best at a separation of 3 cm, the optodes and diodes are set to the distance of 3 cm (Ferrari & Quaresima, 2012; Gagnon et al., 2012; Gratton et al., 2006; McCormick et al., 1992; Naseer & Hong, 2015). The system consists of 22 channels, comprising eight light sources and seven detectors (Abbildung 4.15). In order to identify the equivalent brain areas of Brodmann area 9 (Abbildung 4.15C1) and 46 (Abbildung 4.15C2), the dlPFC definition had to be transferred to the mobile fNIRS optode montage setup (Abbildung 4.15A). Channels classified as relevant to cover Brodmann area 9 are Ch2, Ch5, Ch7, Ch8, Ch9, Ch10, Ch12, Ch13 and Ch14, and for Brodmann area 46 are Ch16 and Ch21 (Abbildung 4.15B). The NIRS-Star software package (version 14.2) was used for checking signal quality and data collection.

The valid application of mobile fNIRS in the field of consumer and shopper neuroscience has been demonstrated in several studies (Çakir et al., 2018; Kop-ton & Kenning, 2014; Krampe, Gier, & Kenning, 2018; Krampe et al., 2018b). Most of the consumer neuroscience research using fNIRS focussed on the identification of neural correlates associated with merchandising in virtual in-store settings (Krampe et al., 2018b; Liu et al., 2018) or used fNIRS measurements to predict individual food-choice behaviour (Çakir et al., 2018). A recent fNIRS study conducted by Cha et al. (2019) correlated neural activation patterns of the mPFC to online popularity of pop music on YouTube, presenting an extension of earlier studies that predicted music popularity in the field of consumer neuroscience applying fMRI (Berns & Moore, 2012). Overall, prior fNIRS research suggested that especially cortical regions are measurable, whilst brain regions located medially within in the brain or subcortically are not assessable with mobile fNIRS (Krampe, Gier, et al., 2018). Furthermore, most of previous fNIRS studies focused on the medial brain regions, with only one study correlating neural activity pattern to behaviour on population level. As a result, the predictive value of lateral brain areas has not yet been addressed and mobile fNIRS as an innovative neuropsychological method in the field of consumer and shopper neuroscience, requiring further profound and robust validation.

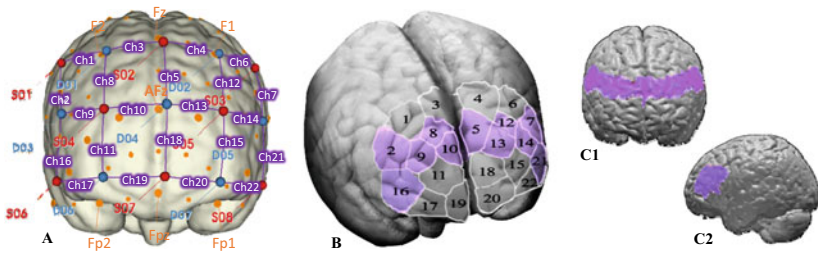


Abbildung 4.15 fNIRS optode montage setup (topolayout) with marked regions representing Brodmann area 9 and 46. **A.** fNIRS optode montage setup of the sources (S; red) and detectors (D; blue) with the associated fNIRS channels (Ch; purple) and the coordinates of the EEG 10–20 system (orange dots; modified graphic from Nissen et al., 2019), **B.** fNIRS channel areas plotted on a standardised brain with channels constituting Brodmann area 9 and 46 marked in purple (modified graphic from Krampe et al., 2018b), **C1.** Brodmann area 9 and **C2.** Brodmann area 46 marked in purple

4.5.4.4 fNIRS data analysis

In order to analyse the collected data, data was pre-processed using the NIRx Software Package (NIRx Medical Technologies, Berlin, Germany). In order to increase signal quality, channels exhibiting discontinuous shifts during the measurement were removed. Furthermore, fNIRS data time series were smoothed, applying a band-pass filter (high and low frequency filter; Naseer & Hong, 2015; Pinti et al., 2019) with the frequently applied low cut-off frequency of 0.01 Hz and high cut-off frequency of 0.2 Hz (Franceschini, Fantini, Thompson, Culver, & Boas, 2003; Hu, Hong, & Ge, 2012; Krampe, Gier, & Kenning, 2018; Nissen et al., 2019; Spichtig, Scholkmann, Chin, Lehmann, & Wolf, 2012) in order to control for physiological noises and artefacts such as heartbeat and Mayer waves (Naseer & Hong, 2015; Pinti et al., 2019; Scholkmann et al., 2014). The modified Beer-Lambert law was used to convert raw light absorption rates into haemoglobin concentrations (Kocsis et al., 2006; Kopton & Kenning, 2014; Scholkmann et al., 2014). Haemodynamic states were computed in accordance with commonly used pathlength factors (for 750 nm set to 7.25 and for 850 nm set to 6.38; Essenpreis et al., 1993; Kohl et al., 1998; Zhao et al., 2002). For the further analysis only oxy-Hb signals were interpreted, as they seem to better correlate with cerebral blood flow (Hoshi et al., 2001). Information on the oxy-Hb concentrations is available in the supplementary material (Abbildung 4.20).

A GLM was set up for every participant and convolved with the haemodynamic response function, including six regressors with one for each merchandising element and an additional 12 regressors for the product stimuli (six before and

six after each merchandising element). The GLM was first calculated on a single subject individual level (within-subjects level), and subsequently, a second-level group contrasts analysis was carried out to calculate neural activations across subjects (between-subjects level). In order to extract standardised activation values, a t -contrast was executed for each merchandising element against the implicit baseline, using the t -values in the further analysis. Given that significant activation differences are not of interest, the contrast analysis was used as a procedure to standardise the neural activations, which made a multiple comparison correction redundant. To test the hypothesis, fNIRS-derived sales prediction values were calculated from the standardised activation values of the t -contrasts for every merchandising element, respectively (Formel 3). The resulting fNIRS-derived sales prediction values can be interpreted according to their degree of reduced dlPFC neural activity.

Formel 3. Formula for fNIRS-derived sales prediction value. The t -values of channel Ch2, Ch5, Ch7, Ch8, Ch9, Ch10, Ch12, Ch13 and Ch14 were allocated to represent Brodmann area 9, while for Brodmann area 46 the channel Ch16 and Ch21 were defined. This calculation was performed for each merchandising element, resulting in six fNIRS-derived sales prediction values per Brodmann area (9 and 49).

Let Ch_x be defined as the signal value of fNIRS channel x on the contrast of a merchandising element against the implicit baseline :

$$fNIRS \text{ derived sales prediction value} = \sum_{x_i=x_1}^{x_n} Ch_{x_i}$$

for Brodmann area 9 $D_x = \{2; 5; 7; 8; 9; 10; 12; 13; 14\}$ and

for Brodmann area 46 $D_x = \{16; 21\}$.

Hence, the fNIRS-derived sales prediction values for Brodmann area 9 and 46 were used to rank the order of the merchandising elements from lowest to greatest values, whereby a greater neural deactivation (more negative value) corresponds to a higher rank. Thus, the ranking is a result of the least neural activity, displaying less cognitive interfered processing (*cortical relief effect*) that is hypothesised to translate to sales at the PoS. Consequently, the resulting rank order based on the reduced dlPFC signal values should coincides with the rank order of the actual sales data. In order to evaluate the predictive success of the fNIRS-derived sales

prediction values rankings with the original sales data, the results were compared qualitatively and based on Spearman rho correlation coefficients for the ordinal rank orders as well as on Pearson correlation for the quantifiable sales prediction values and actual sales data at a significance threshold of $p < 0.05$.

Conclusively, based on the neural data analysis two different types of dIPFC fNIRS-derived sales prediction values were extracted and rank ordered, according to their degree of the reduced dIPFC activity. First, the fNIRS-derived sales prediction values of Brodmann area 9; and second of Brodmann area 46, calculated from the contrasts of each merchandising element against the implicit baseline, have been evaluated. The participants' explicit subjective rating of the merchandising elements was also evaluated, whereby the total number of 1st rank positions for each merchandising element was taken as an indicator. Finally, and in order to estimate the predictive power of the different data types, the actual sales associated with the merchandising elements – defined as the revenue generated by the different merchandising elements – were adopted from Kühn et al. (2016), who explored the revenues generated by the merchandising elements on a quarter display at the PoS in a German supermarket (for detailed information on data, data collection and analysis, please see Kühn et al., 2016).

4.5.5 Results

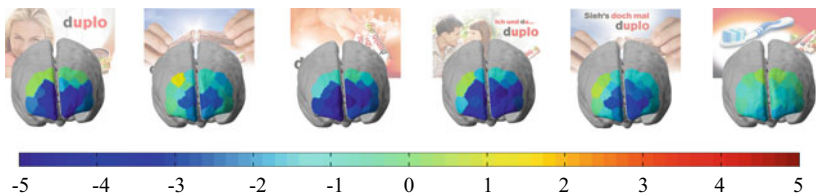


Abbildung 4.16 T-value coloured activation maps for the contrast of merchandising element against the implicit baseline. The associated merchandising element is displayed behind the brain map. Channel allocation can be found in *Abbildung 4.15B*. Colour bar indicates the t -values of the contrasts

Supporting the hypothesis, the results suggest that the neural sales prediction values of brain regions of the dIPFC calculated from the merchandising contrasts (*Abbildung 4.16*), are able to predict the actual sales associated with PoS merchandising elements. The best predictor is the fNIRS-derived sales prediction

values of Brodmann area 46. This finding was confirmed by the correlation analyses that revealed a positive significant Spearman rho correlation on the rank order data ($r_s = 0.943$, $n = 6$, $p = 0.005$) and a positive significant Pearson correlation on the sales prediction values and actual sales ($r_p = 0.868$, $n = 6$, $p = 0.025$; Abbildung 4.17). For the qualitative comparisons with the actual sales data ranking (Abbildung 4.18i), this rank order has all rank positions matched with the exception of the last 4th and 5th positions, which are reversed (Abbildung 4.18A).

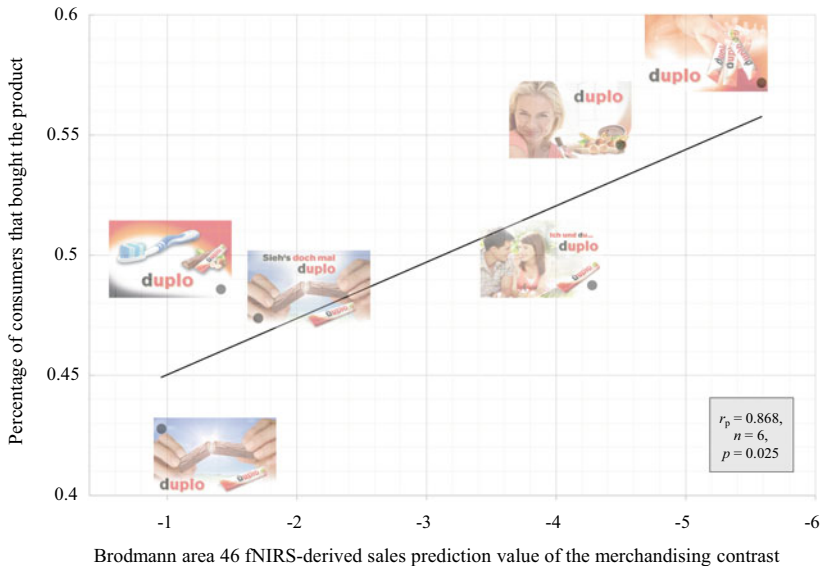


Abbildung 4.17 Scatterplot depicting the association between the Brodmann area 46 fNIRS-derived sales prediction value of the merchandising contrast, and actual product sales (Kühn et al. 2016) expressed in percentage of the customers that bought the product on the display with the merchandising element. Pearson correlation presented in the grey box

Similarly, the neural results reveal that the first rank position based on the calculated Brodmann area 9 fNIRS-derived sales prediction value of the merchandising contrast (Abbildung 4.18B) corresponds to the rank positions of the actual sales data. However, the associated correlations on rank order and sales prediction value with the actual sales data failed to reach significance threshold of $p < 0.05$ ($r_s = 0.771$, $n = 6$, $p = 0.072$; $r_p = 0.648$, $n = 6$, $p = 0.164$).



Abbildung 4.18 Ranking of the six merchandising elements. **i.** The rank order based on actual sales data from Kühn et al. (2016). Rank order of the merchandising elements derived from fNIRS-derived sales prediction value of **A.** Brodmann area 46 and **B.** Brodmann area 9 as well as the **C.** explicit subjective rating of the participants in the fNIRS study. The fNIRS-derived sales prediction values and percentages are displayed underneath the merchandising element. Matched rank order positions are marked in red. Figure partly adapted from Kühn et al. (2016). Permission to reuse has been obtained

For the explicit subjective ranking no matched rank positions could be identified qualitatively (Abbildung 4.18C), confirmed by small, non-significant correlations with the actual sales data ($r_s = -0.29$, $n = 6$, $p = 0.577$; $r_p = 0.309$, $n = 6$, $p = 0.551$). The t -values on each channel and scatterplots on the non-significant predictors are available in the supplementary material (Tabelle 4.1; Abbildung 4.19). Thus, fNIRS-derived sales prediction values aggregating the channels constituting Brodmann area 46 could resample the actual sales data best.

4.5.6 Discussion

The current research work aims to explore the predictive power of brain regions ascribed to the dIPFC to forecast the success of PoS merchandising elements, thereby validating mobile fNIRS – as a portable applicable neuropsychological method – and opening up its potential application in realistic shopping environments, such as at the PoS. As one of the first studies, this research work evaluates the neural signatures of the dIPFC deactivation in isolation to predict market sales success with mobile fNIRS, building on the *cortical relief effect*. More precisely, the integration of mobile fNIRS in the field of shopper neuroscience has been used to investigate six PoS merchandising elements, which have been examined with marketing methods in earlier studies, while overcoming the limitations associated with stationary neuroimaging methods (Kühn et al., 2016; Strelow & Scheier, 2018). The research findings support the hypothesis that the deactivation of the dIPFC is predictive for the shopper behaviour aka sales at the PoS, highlighting an additional crucial neural signature measurable with mobile fNIRS. The results show that fNIRS-derived sales prediction values of Brodmann area 9 and 46 are capable of predicting the actual sales of PoS merchandising elements, whereby Brodmann area 46 (consisting of channels 16 and 21) seem to be the most predictive brain area of the dIPFC.

In the context of prior studies on the ‘duplo’ case, the current research findings suggest that merchandising elements promoting a brand are processed in two neural signatures of the (prefrontal) cortex, leading to different cognitive processes. Whereas in the past the neural activity of the *reward evaluation system* has been used to predict marketing, advertising and sales effects at the PoS, the role of *cortical relief effects* and reduced cognitive controlled processes have been neglected. Although occasionally studies integrated the dIPFC besides other brain regions in their prediction models, cortical relief processes have – to the best of the authors’ knowledge – not yet been used to predict and explain purchase behaviour at the PoS.

Supposing that 70 % of the purchases at the PoS are spontaneous and given that an act of purchase takes approximately about 60 seconds (Hertle & Graf, 2009; Valizade-Funder & Heil, 2010), it is suggested that an habituated, less self-controlled process takes place in most of the purchases (Rook & Fisher, 1995). Consequently, any kind of irritation that disrupts the state of cortical relief by incongruity or aspects that require more cognitive effort could potentially interrupt the act of impulsive purchase, resulting in a termination or, at least, a delay in the cognitive or affective purchase process of shoppers. This effect seems to be particularly relevant when shoppers experienced a conflict between their perceived brand image and the triggered reward associations elicited by the PoS merchandising element – a neuropsychological process, which seem to result in an increased neural cortical dIPFC activity (Deppe et al., 2005; Kato et al., 2009; Koenigs & Tranel, 2008; Krampe, Gier, et al., 2018; Plassmann, Ambler, Braeutigam, & Kenning, 2007) and which could be measured with mobile fNIRS. Likewise, the congruency of the brand image and the associated PoS merchandising element might result in a neuropsychological (*cortical*) *relief effect* for congruent brand-merchandising PoS elements or vice versa result in an increased neural activity effect in the dIPFC, when the product and merchandising element are perceived as incongruent. Both effects can, consequently, be measured in brain regions of the dIPFC, indicating its specificity to predict sales at the PoS. Consequently, next to the *reward association system*, brain regions of the dIPFC might also function as a process variable to predict sales in a PoS setting. The utilisation of mobile fNIRS with its technical capabilities to measure cortical brain regions might, therefore, provide an innovative and fruitful method for future research.

4.5.6.1 Implications

The research findings provide several implications for marketing theory and practice. First, from a theoretical perspective, the research findings suggest that the shopper behaviour at the PoS is not only driven by reward associations offered by brands, but is also influenced by the perceived (in-)congruency and the level of conflicts or cortical relief experienced between the shoppers' brand image and the experienced PoS merchandising element. While earlier neuropsychological studies investigated mainly medial and subcortical located brain regions of the reward evaluation system to forecast population success; only a few studies considered the dIPFC to predict shoppers' behaviour. Consequently, this research work is one of the first that evaluates the predictive power of brain regions ascribed to the dIPFC neural deactivation, providing an innovative approach to interpret consumer responses to merchandising elements at the PoS. Second, as

a methodological contribution, the validation of a mobile and in its application fast-growing methodology of mobile fNIRS demonstrates its potential to predict success in real-world settings such as the PoS. Due to its mobile application, it provides a great variety of application options for research and practice to measure shoppers' neural responses directly in complex settings such as the PoS, increasing the ecological validity of research results. From a practical point of view, the research results offer an innovative perspective on how to design, evaluate or forecast the success of PoS merchandising elements in combination with the to-be-advertised products – including all kind of merchandising elements such as lighting, furnishing, display screens, price tags and information displays. Cortical relief disrupting conflicts can arise on all levels of the customer journey, beginning with the perception of a stimulus and ending in cognitive overload effects elicited by, for example, the overwhelming assortment in the shelves. To carefully match the shoppers' brand image with PoS merchandising elements in order to reduce conflicts and cognitive dissonance might, consequently, be of high value for producers and retailers. The integration of the idea to investigate the (in-)congruency and potential conflicts as well as its repercussions enables the analysis of the shoppers' PoS journey by evaluating different merchandising elements, with its aim to reduce or at best avoid conflicts in the perception of the product specific attributes (e.g. the brand image) and the PoS merchandising elements to be used. A comprehensive investigation of all cues that appear at the PoS during a customer journey, to explore all potential reactions of the shoppers' brain during a shopping trip, to identify cues that potentially reduce the overall net-incongruence at the PoS, might be beneficial. The neuropsychological neuroimaging method of fNIRS may, therefore, be of particular interest as it enables the investigation of the hypothesised effect directly at the PoS because of its mobile, ecological valid usability. Following from this, the research results might be used to explore different PoS merchandising elements to quantify the cognitive engagement represented by the neural activity of the dlPFC evoked by a shopping trip, measured with the use of mobile fNIRS. The ultimate goal would be a measurement of all rewarding and conflicting cues during an average shopping trip, possibly enhanced by the identification of additional motivating cues, to generate a deeper understanding of the shoppers' behaviour at the PoS.

4.5.6.2 Limitation and future research suggestions

One aim of the research work is to indicate the usefulness of mobile fNIRS to predict shopper behaviour at the PoS. The current study provides a first step to actually measure shoppers' neural activity, when confronted with PoS merchandising elements and products at the PoS, using mobile fNIRS. Nevertheless, this research work investigates the neural signatures on basis of a laboratory setting

with an experimental paradigm performed in front of a computer screen. The next logical step for future studies should be to explore whether the research findings received under laboratory settings remain also valid in a naturalistic environment measurement at the PoS, utilising mobile fNIRS in realistic PoS settings. Furthermore, mobile fNIRS is a relative innovative neuroimaging method, at least for the research field of shopper neuroscience, indicating the need to consider the continuous development of its technical capabilities. Future research might, thus, use other more advanced mobile fNIRS devices to improve data quality and reduce the application costs. Finally, whilst interpreting the neural activity and the neural reactions associated with PoS merchandising elements, it is implicitly assumed that the *cortical relief effect* is measured. However, it might be that the merchandising elements have been seen in a TV or PoS campaign before, leading to the measurement of a familiarity effect. This effect might be evoked because the familiar merchandising element might require less cognitive effort to be processed, resulting in a reduced neural activity of the dIPFC. In order to cope with this potential limitation, future studies might replicate the given study with only novel PoS merchandising elements that vary in the degree of their brand fit.

4.5.7 Conclusion

Whereas previous research work mainly focused on the *reward association system* and its associated subcortical brain regions to predict sales, utilising stationary neuroscientific methods (e.g. Berns & Moore, 2012; Venkatraman et al., 2015; Tong et al., 2020), the research findings of the current study not only suggest that the shoppers' reward associations seem to be predictive for sales at the PoS, but indicate the importance of the conflicts perceived by the shopper and the congruency between the perceived brand image and the displayed PoS merchandising elements. In other words, the research results signify that the brand 'duplo' activates expectation of rewards, which either fits with the associations triggered by the merchandising PoS element or do not fit with the brand's image perceived by shoppers, leading to either conflicting or supporting, cortical relief effects, displayed by an increase neural activity or a decreased neural activity of the dIPFC, respectively. These neuropsychological processes can, therefore, be quantified with the measurement of the neural activity of the dIPFC, using mobile fNIRS. Consequently, the quantified neural activity of the dIPFC, indicating the congruence between the brand's image and the triggered reward associations of the PoS merchandising element, might, next to the reward association system, be decisive for the prediction of sales at the PoS, acting as an additional process variable, measurable with mobile fNIRS.

4.5.8 Supplement material

Tabelle 4.1 T-values of relevant channels for merchandising element contrasted to the implicit baseline. Signal values differentiated for each channel representing the Brodmann area 9 and 46 and the six merchandising elements

Brodmann area	9										46	
	Ch2	Ch5	Ch7	Ch8	Ch9	Ch10	Ch12	Ch13	Ch14	Ch16	Ch21	
Group	-1.136	-3.141	-2.461	-2.794	-2.968	-4.444	-2.515	-3.686	-3.386	-3.068	-2.516	
Couple	0.463	-2.851	-3.335	-3.294	-3.461	-3.754	-2.292	-4.395	-3.556	-1.619	-2.658	
Women	0.413	-1.726	-2.770	-3.758	-2.554	-4.280	-1.002	-3.760	-3.261	-2.254	-2.242	
Hands	-0.479	-0.931	-1.581	-0.226	-1.399	-2.554	-1.411	-2.540	-1.090	-0.248	-0.706	
Hands with text	0.628	-2.576	-1.554	-1.646	-1.334	-2.597	-1.802	-2.398	-2.380	-0.190	-1.510	
Toothbrush	-0.954	-0.615	-0.305	-0.726	-0.858	-0.972	-0.739	-1.295	-1.036	-0.579	-0.834	

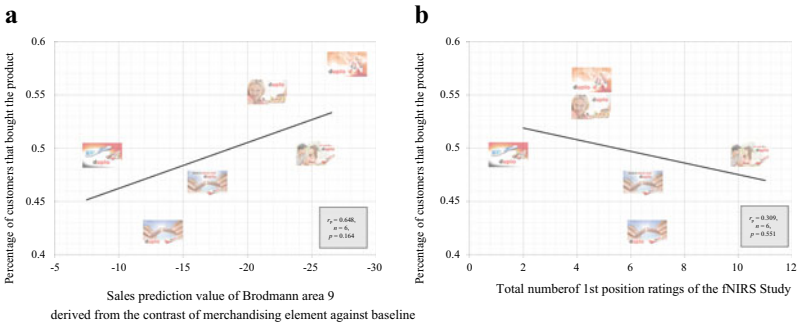


Abbildung 4.19 Scatterplots depicting the association between the **A.** Brodmann area 9 fNIRS-derived sales prediction value of the merchandising contrast and **B.** total number of 1st position ratings of the fNIRS study with actual product sales (Kühn et al. 2016) expressed in percentage of the customers that bought the product on the display with the merchandising element. Pearson correlation presented in the grey box

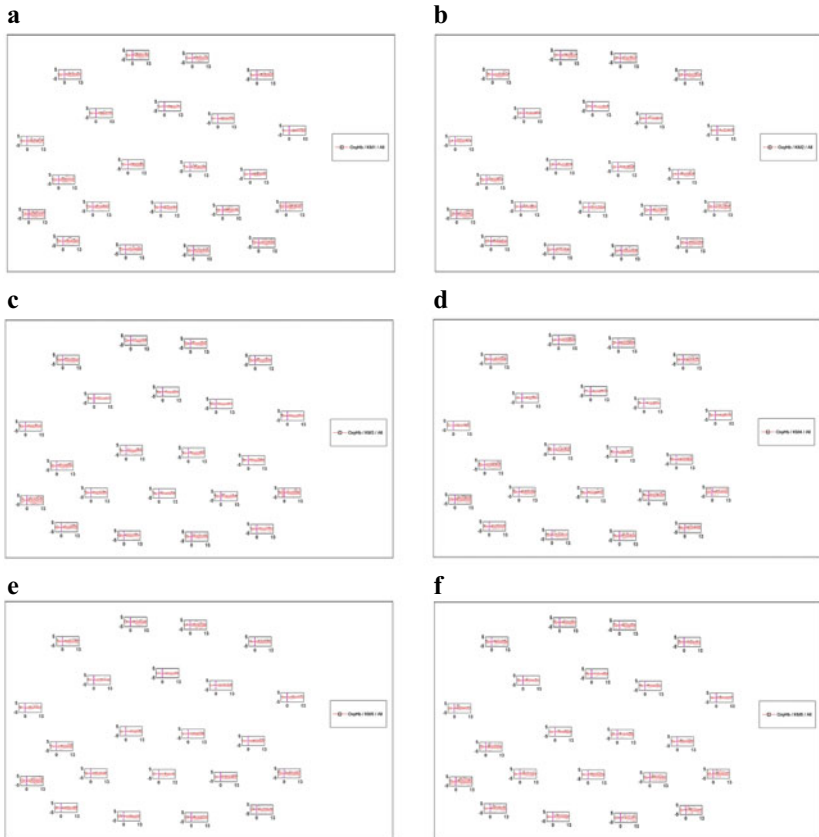


Abbildung 4.20 Plots of the oxygenated hemoglobin concentrations aggregated across all participants for each merchandising element of every 22 channels. The plots display the signal for the merchandising elements of **A.** group, **B.** couple, **C.** woman, **D.** hands, **E.** hands with text and **F.** toothbrush. The pink marker indicates the begin of the display of the merchandising element during the experimental task

4.6 Beitrag 6: Predicting sales of new consumer packaged products with fMRI, behavioral, survey, and market data⁷

4.6.1 Abstract

This paper studied the relevance of different types of data for a retailer's ability to predict sales of new products before their launch. Our approach combined four information sources: (1) in-house observable market data such as price and promotion level, (2) customer attitudes based on a representative survey, (3) incentivized purchasing decisions, and (4) functional magnetic resonance imaging (fMRI) data from a relatively small sample of individuals collected in a laboratory. We used a large German retailer's weekly sales data to define an estimation data set containing 34 packaged foods and drinks. This estimation data set was used to estimate the parameters of our model. We then used the parameter estimates to predict sales of 17 different products before they were launched. Results indicate that using fMRI data to forecast sales of new products significantly increased forecasting accuracy: It led to a 28.6 % better forecast than a naïve model that considered historic data only, while the model combining all data led to an improvement of 38.6 %. Using our approach, managers can quantify the benefits of collecting different types of data beyond observable market data – including neuroscientific data – to predict the market success of new products.

4.6.2 Introduction

One of the key decisions of marketing managers is whether to launch a new product (Beard & Easingwood, 1996; Biyalogorsky, Boulding, & Staelin, 2006) to maintain or grow market share or to conquer new markets (Hultink, Hart, Robben, & Griffin, 2000). The launch of a new product depends on significant amounts of resources allocated to that initiative before and during the launch (Bhaskaran & Krishnan, 2009). It involves a broad range of firm decisions, such

⁷ Dieser Beitrag ist als Working Paper hier veröffentlicht: Varga, M., Tusche, A., Albuquerque, P., Gier, N. R., Weber, B., Plassmann, H. (2021). Predicting sales of new consumer packaged products with fMRI, behavioral, survey and market data. *Marketing Science Institute Working Paper Series 2021*, 21-139 https://www.msi.org/wp-content/uploads/2021/11/MSI_Report_21-139.pdf

as promotions and pricing on the marketing side, and capacity planning, production, and inventory scheduling on the supply chain side (Cooper, 1979; Petersen, Handfield, & Ragatz, 2005). For example, in 2006 the French company Danone spent over € 10 million introducing the new yogurt brand Essensis, which later failed and was removed from the market (Bruno & Plassmann, 2014). Researchers have estimated that about 40 % of new products fail at launch, even after extensive evaluation, and only one innovation out of ten achieves commercial success (Cooper, 2011; Cooper, Edgett, & Kleinschmidt, 2004). Thus, correctly predicting the success of new products is crucial and of great interest to firms (Cooper, 1979; Cooper & Kleinschmidt, 1987, 1995; Rothwell et al., 1974; Ryans, 1988).

Given this importance, there is a continuous search for new methods and information sources that can improve the accuracy of forecasts of commercial success (Kahn & Chase, 2018). Compelling work in consumer neuroscience has shown that neuroscientific data, measured with e.g. fMRI and EEG, can predict market-level outcomes such as music sales (Berns & Moore, 2012), movie box office sales (Boksem & Smidts, 2015), and advertising elasticities (Venkatraman et al., 2015). These findings suggest that neuroscientific data from a few participants might outperform traditional marketing research measures such as attitudes and preferences (Knutson & Genevsky, 2018).

The main objective of this paper is to investigate the contribution of fMRI data in combination with other data types that marketers typically use to predict sales of new products. With the collaboration of a large German food retailer, we obtained weekly sales and market data (including prices and promotional activities) for 56 different food and beverage items. We also used surveys to collect information about consumer attitudes toward these products from a representative set of customers of the retailer. Finally, we conducted a brain imaging study to collect fMRI data and non-hypothetical, incentive-compatible purchase decisions regarding these products. Here, a small number of customers not representative of the retailer's customer base were exposed to images of the product and price information and indicated their incentivized willingness to buy. This setup allowed us to measure the impact of each of the four data types we collected (market, survey, incentivized purchase behavior, and fMRI data), on its own or in combination with the other data, on the prediction of sales of new products above and beyond our baseline model, which used average weekly historical sales data.

After data cleaning, our sample of products was divided into an estimation data set (34 products) and a prediction data set (17 products). We assessed the change in forecast accuracy of our models in terms of the mean average percentage error (MAPE). Using regression models⁸, our results show that using fMRI data led to an improvement of 28.6 % in prediction accuracy compared to a naïve model that considered only the average sales of old products to forecast new product performance. When considered in isolation as the only information source, fMRI did better than models that considered the other available data types (i.e., market data, surveys, and incentive-compatible purchase decisions) on their own. When all data were combined, the improvement in prediction accuracy reached 38.6 % compared to the naïve model. Model predictions and additional information about the costs of collecting each data type provide insights into the value of each source of information for the firm. Taken together, our results can assist managers in justifying the acquisition of the different data types to improve forecasts. This is especially important for fMRI data, with which managers are likely to have less experience and thus less knowledge of costs and return on investment.

4.6.3 Literature review

Our paper is related to two streams of past work: (1) the contribution of brain imaging data to predict consumer choices and (2) the prediction of the performance of new products through the use of different types of data. In what follows, we summarize previous work in these two streams.

4.6.3.1 Market-level predictions using brain imaging data

One promise of the nascent field of consumer neuroscience has been to improve predictions about what consumers like and thus decide to buy (Plassmann et al., 2015). Being able to more accurately predict whether consumers will buy a product has important marketing applications for new product development (Ariely & Berns, 2010). Tabelle 4.2 presents an overview.

In a seminal paper, (Knutson et al., 2007) developed an fMRI purchasing task in which participants evaluated the desirability of consumer products, considered whether they were worth the price, and decided to buy or not (see Abbildung 4.24). Brain responses obtained in this task improved the prediction of the sample's purchase decisions above and beyond self-reported liking of these

⁸ We also implemented random forest models, with substantively similar results. We discuss them in the results section.

products, albeit only marginally. The authors identified three brain regions that were predictive of purchasing decisions: (1) the vStr, (2) the vmPFC, and (3) the anterior insula (aI). Evidence on the ability of these brain regions to predict consumer preferences and choices has been replicated and extended across studies and various product categories (Genevsky & Knutson, 2015; Tong et al., 2020; Tusche, Bode, & Haynes, 2010). Our selection of brain regions from which to extract fMRI data was based on this evidence, as detailed in the methods section.

These initial empirical findings showcase the consistency of brain regions involved in purchasing decisions on the level of single individuals. More recent papers (summarized in Tabelle 4.2) have demonstrated the ability of neuroscientific data to predict out-of-sample behavior at the market level – a new method commonly referred to as neuroforecasting (Knutson & Genevsky, 2018). Berns and Moore (2012) provided early evidence in favor of neural predictions of market-level outcomes. They found that brain imaging data from a few music listeners ($N = 27$) could predict whether a song would become a national hit three years later, as indicated by commercial sales data from Nielsen SoundScan. Data from brain activity in the vStr – obtained using fMRI while subjects listened to music – were successfully used to predict the future sales of those songs, while self-reported liking ratings taken at the fMRI experiment showed no significant correlation with future sales. This study was the first to suggest that brain data from a relatively small sample of individuals could predict commercial sales at the market level better than self-reported liking ratings.

A related pioneering fMRI paper asked smokers who intended to quit ($N = 30$) about their liking and perceived effectiveness of three different anti-smoking campaigns after their brains were scanned while watching them repeatedly (Falk et al., 2012). Neural activity in the vmPFC predicted the overall success of the three campaigns, measured in call volume of the advertised quit hotline. Behavioral rankings from the same participants made less accurate predictions.

The efficacy of brain data for forecasting market-level outcomes extends beyond fMRI data. For instance, several papers demonstrated that brain activity measured using EEG predicted market-level outcomes such as U.S. box office sales (Barnett & Cerf, 2017; Boksem & Smidts, 2015) and TV audience size (Dmochowski et al., 2014), above and beyond self-reported liking and related preference measures. These studies used a greater variety of methodological approaches and metrics to capture people's brain activity in response to the marketing stimuli, such as different oscillation bands, different components of time-locked EEG signals, and how much participants' brains had the same reaction (using correlations between participants' EEG signals). Thus, less consistency exists regarding the type of EEG signal best suited for which type of neuroforecasting exercise (for a review see Hakim & Levy, 2019).

Tabelle 4.2 Summary of neuroforecasting literature

	Data		Prediction		Measures
	Before launch	After launch	Variables	Evaluation data/models	
Berns & Moore (2012)	survey $N = 27$, fMRI $N = 27$ listening to 120 unknown songs	Nielsen SoundScan for 87 songs	number of albums sold containing that song, three years later	self-reported liking rating and fMRI measures of same participants	moderation analysis
Falk et al. (2012)	survey $N = 30$, fMRI $N = 30$ watching three anti-smoking announcements	call volume to 1-800-QUIT-NOW	ad effectiveness = difference in call volume before and after PSA launch	self-reported liking and ad effectiveness rating and fMRI measures of same participants	weighted Kendall's tau
Dmochowski et al. (2014)		Study 1: EEG ISC, $N = 16$ while seeing scenes from TV show tweet volume and audience size, study 2: EEG ISC $N = 12$ Superbowl ads, survey $N = 12$, liking	time-stamped tweet volume from Crimson Hexagon and Nielsen's audience size while TV show was nationally aired and Facebook-USA Today Ad Meter liking of ads	self-reported ad liking and EEG ISC for study 2	explained variance

(Fortsetzung)

Tabelle 4.2 (Fortsetzung)

	Data		Prediction Variables	Evaluation data/models	Measures
	Before launch	After launch			
Boksem & Smidts (2015)		survey $N = 29$, EEG beta and gamma oscillations, $N = 29$ while watching trailers of 18 never seen movies, U.S. box office movie sales	U.S. box office movie sales	self-reported liking, ranking, WTP of movies, EEG gamma band	explained variance
Genevsky & Knutson (2015)		survey $N = 28$, fMRI $N = 28$ while doing a microlending task, internet lending rates	internet lending rates for requests from kiva.com	self-reported affect, lending choices, and fMRI measures of same participants	explained variance, AIC, classification accuracy
Venkatraman et al. (2015)		survey $N = 186$, IAT $N = 80$, eye-tracking, heart rate, and SCR $N = 29$, fMRI $N = 33$ while viewing ads and ad elasticity	ad elasticity for 37 ads	IAT $N = 80$, eye-tracking, heart rate, and SCR $N = 29$, fMRI $N = 33$ while viewing ads above and beyond the survey	explained variance

(Fortsetzung)

Tabelle 4.2 (Fortsetzung)

	Data		Prediction Variables	Evaluation data/models	Measures
	Before launch	After launch			
Falk et al. (2016)	survey $N = 36$ & $N = 19$ from MTurk, fMRI $N = 47$	click-through rate citywide anti-smoking email campaign		self-reported affect, image strength and ad effectiveness rating, and fMRI measures	explained variance
Kühn et al. (2016)	fMRI $N = 18$, seeing six chocolate ads	daily sales of advertised product for six weeks, ad displayed at POS	daily sales for one week in one supermarket that used each ad at the point of sale	compared contribution of different brain regions	discussion of coefficients
Barnett & Cerf (2017)	survey $N = 122$, mobile EEG ISC, $N = 58$ and SCR, 13 movie trailers	U.S. box office movie sales	average weekly movie ticket sales	self-reported WTP, liking and free recall, and ISC EEG measures	discussion of coefficients
Genevsky, Yoon, & Knutson (2017)	survey $N = 30+35$, fMRI $N = 30+35$	market-level crowdfunding outcomes	crowdfunding decisions on kickstarter.com	self-reported affect, success, funding choices, and fMRI measures of same participants	explained variance, AIC, classification accuracy

(Fortsetzung)

Tabelle 4.2 (Fortsetzung)

	Data		Prediction Variables	Evaluation data/models	Measures
	Before launch	After launch			
Scholz et al. (2017)	survey $N = 41$, fMRI $N = 41$ & $N = 39$	online sharing of news article captured by NYTimes API	online sharing via Facebook and Twitter of news article	self-reported intention to share and fMRI measures of same participants	explained variance
Cha et al. (2019)		fNIRS $N = 56$, average number of daily hits on YouTube		neural measures with fNIRS	discussion of coefficients
Shestyuk et al. (2019)		EEG measures, $N = 38$ while seeing scenes from a TV show, tweet volume and audience size	tweet volume and audience size during first airing of TV show based on Nielsen	correlation between twitter activity and audience size vs. EEG components	explained variance
Motoki et al. (2020)	survey $N = 40$, fMRI $N = 40$		sharing ads in social media	self-report and neural measures	AIC, MSE
Tong et al. (2020)		survey $N = 36$, fMRI $N = 36$, YouTube video view frequency and duration	metadata extracted from internet: aggregate view frequency and aggregate video engagement	choices, self-reported affect ratings and fMRI measures in the same participants	explained variance, AIC, RMSE, classification accuracy

Note. AIC = Akaike Information Criterion, ISC = Inter-subject correlations, fMRI = functional magnetic resonance imaging, EEG = electroencephalography, SCR = skin conductance response, IAT = implicit association test, fNIRS = functional near-infrared spectroscopy, WTP = willingness-to-pay, (R)MSE = (Root) Mean Squared Error

The idea that “brain beats behavior” in predicting market-level success has since been conceptually replicated and generalized across product categories – examples include forecasting the success of microloan appeals (Genevsky & Knutson, 2015), advertising elasticities (Venkatraman et al., 2015), movie sales (Boksem & Smidts, 2015), chocolate sales (Kühn et al., 2016), news article popularity (Scholz et al., 2017), crowdfunding appeal success (Genevsky et al., 2017), and YouTube viewing frequency and duration (Tong et al., 2020) – and also across different brain imaging techniques (for a review see Knutson & Genevsky, 2018).

All these studies compare different data types from a few individuals in a laboratory environment with their brain imaging data (except Venkatraman et al., 2015). To advance the neuroforecasting literature and demonstrate the value of consumer neuroscience for marketing managers and neuromarketing companies, the comparisons need to include richer data sets that companies typically have access to or acquire to predict sales and success. Against this background, this paper investigates whether the combination of different data types can predict sales of newly introduced food and beverage products. These data sources are (1) market data such as price and promotion level that are accessible for retailers and manufacturers, (2) representative surveys asking customers about their attitudes and intentions, (3) incentivized purchasing decisions, and (4) functional magnetic resonance imaging (fMRI) data from a relatively small sample of individuals collected in a laboratory. Abbildung 4.21 gives an overview of the general methodological approach underlying this paper.

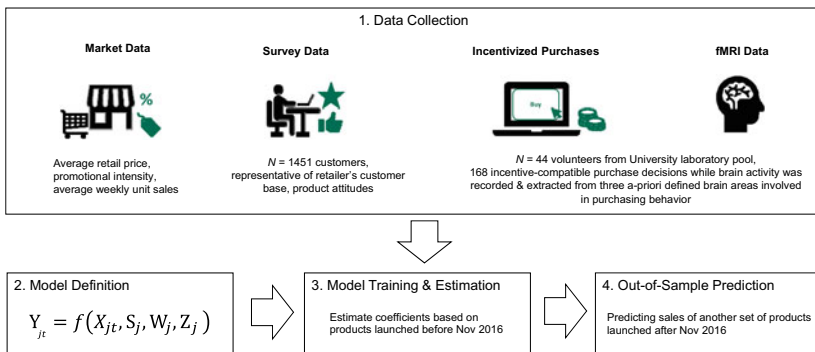


Abbildung 4.21 Overview methodological approach

4.6.3.2 Combining different data sets to predict the performance of new products

In marketing, work on new product performance began by using data from initial sales of a launched product to predict whether that product was going to be successful in the long run, mostly drawing from repeat-purchase patterns and loyalty rates (Fourt & Woodlock, 1960). Early papers on new product performance prediction reported that sales of fast-moving consumer goods were easier to predict than those of other product categories, due to the repetition of purchase decisions. In parallel, Bass (1969) established that the consumer's initial purchase decision is a function of the number of previous buyers of the product, and since his seminal work, papers using diffusion models to study the success of new products have become commonplace in the marketing literature (e.g., Chandrasekaran & Tellis, 2017; Fan, Che, & Chen, 2017). Given the focus of our research question, we next discuss a subset of the subsequent literature on prediction of performance of new products, concentrating our attention on papers that examined how different types of data can be used or combined to improve the accuracy of predictions of new product sales.

Given that more data – in terms of both quantity and variety – have become increasingly available and at a faster pace, researchers have made efforts to answer the question of how to combine alternative data types and sources in a managerially relevant way. Kahn (2002) suggested that surveys, expert opinions, and average sales of comparable products are the most widespread techniques for predicting demand of new products, highlighting that these methods are popular due to their interpretability. As Armstrong, Green and Graefe (2015) argued, practitioners should be overly conservative when they do not understand the forecasting procedures. Our aim is to provide a parsimonious method of combining different data, with the intent of investigating which data set or data sets can best improve the prediction of sales of new products.

The objective of combining data is to make use of the advantages of each data type while reducing the disadvantages. Phaneuf, Taylor and Braden (2013) provided a review of how data on revealed preferences and stated preferences have been combined in marketing, transportation, and environmental economics literature with this purpose in mind. While the main advantage (disadvantage) of revealed preferences data is that it is based on real choices (it is historic in nature), the main advantage (disadvantage) of stated preferences data is that it is flexible in scenario creation (it is hypothetical in nature). Morikawa, Ben-Akiva and McFadden (2002) also highlighted this and the fact that the two types of data have complementary characteristics and proposed a methodology to use multiple types of data to estimate discrete choice models. The combination of

the different data sets allows for a better prediction of scenarios, such as new product introduction (Phaneuf et al., 2013), that go beyond the scope of the revealed preferences data, in our case previous sales and price data, and consider possible trends or behavioral perspectives from survey participants.

Several papers have tackled similar research questions. In their seminal paper, Rossi, McCulloch and Allenby (1996) combined data on past choices, causal variables (such as price, display, and feature), and demographics to better predict individual price and promotional elasticities, which is essential information for targeting marketing activities. The authors showed that previous choices are very informative about consumer preferences. Urban, Weinberg and Hauser (1996) described how pre-market forecasting can be done for automobiles, using methods with a multimedia virtual-buying environment (an experiment with about 600 participants) to simulate a user experience, combined with tasks where consumers could seek more information about the product, surveys about their purchase intent, and the use of diffusion models and conjoint analysis. The authors quantified the value of each type of data by comparing implementation costs with benefits regarding the final launch decision of the product. We use a similar approach: the collection and implementation of several studies that allow us to obtain data, which is then used to predict the success of new products.

Feit, Beltramo and Feinberg (2010) combined different data sets to better predict market shares of products with different levels of attributes. The authors argued that estimates of the importance of product attributes that rely solely on hypothetical choice experiments (for example, conjoint analysis) frequently show inconsistencies that can and should be corrected through the combination of these data with individual-level purchase data. The authors applied a general framework using Bayesian models and individual-level data to the evaluation of attributes in the U.S. minivan market, predicting holdout purchases better than an approach that excluded individual characteristics and motivations.

The data used in some papers goes beyond the traditional revealed and stated preferences data. For example, Mueller, Osidacz, Francis and Lockshin (2010), in a two-stage approach, applied an online discrete choice experiment combined with product consumption tasks to understand the interplay between sensory (e.g., taste) and product (e.g., packaging) characteristics to predict liking and repurchase intention of Australian red wines. The study was designed in such a way as to integrate the entire purchase process, from the initial choice through the consumption process and the repurchase decision, with the intent of predicting repurchase decisions. The authors found that data on both types of characteristics are important in explaining repurchase decisions, although the findings in terms

of the combination of the data seem to have limited suitability to find the drivers of purchase decisions, in part because wine might be too complex a product for consumers to base their repurchase intention on taste (Mueller et al., 2010). Schneider and Gupta (2016) used both numeric and textual data from consumer reviews to predict the sales of existing and new products, using a parsimonious linear regression approach, in a similar way as our proposed approach.

Beyond marketing, other fields such as healthcare have also benefited from similar methods. For example, Harris and Keane (1998) studied elderly consumers' choice among health plans using attitudinal data and revealed preference data (choices), showing that the combination of these data sets provided more reliable estimates of their preferences for and perceptions of the attributes of choice alternatives. Kappe, Venkataraman and Stremersch (2017) combined historic data on prescriptions and firm detailing efforts with data from subject-matter experts obtained through a conjoint experiment to predict how firms would react to unprecedented marketing policy changes in the pharmaceutical industry.

To summarize, motivated by these papers we collected data from several information sources, estimated a parsimonious model that allowed us to predict sales and do a hold-out prediction evaluation, and conducted a cost-benefit analysis of each type of data, providing insights to managers regarding which studies might be relevant.

We finish the discussion of the literature on prediction by highlighting that there are alternative methods for prediction and measures to evaluate the accuracy of predictions. In terms of modeling approaches and their applicability to forecasting sales of new products, Hardie, Fader and Wisniewski (1998) found that simple models provide significantly better forecasts than complex model specifications. Although there have been recent attempts to predict sales of new products with complex approaches (Chong, Han, & Park, 2017; Kulkarni, Nikumbh, Nikam, Anuradha, & Nikam, 2012), W.-I. Lee, Chen, Chen, Chen and Liu (2012) showed that the simple logistic regression model is often a better choice than the more complex neural network approaches for forecasting the sales of fresh foods. Hence, and in line with other papers that use neuroscience data, we use linear regressions as the main method.

For the measures used to evaluate prediction, we followed Hardie, Fader and Wisniewski (1998) and used the MAPE as evaluation criteria, defined as

Formel 4. Mean absolute percentage error.

$$MAPE = \frac{\sum_{j=1}^J \sum_{t=1}^T |(Y_{jt} - \hat{Y}_{jt}) / Y_{jt}|}{JT},$$

where J is the number of products, T is the number of time periods (weeks), Y_{jt} is the value of actual sales per retailer of product j in week t , and \hat{Y}_{jt} is the respective estimated value. In Hardie, Fader and Wisniewski (1998), the authors discussed which measure of prediction accuracy is best suited to product sales forecasting tasks and concluded that MAPE is recommended (see also Makridakis, 1993). Divakar, Ratchford and Shankar (2005) also used MAPE as measure of forecast accuracy in their paper on the practical applications of forecasting models. The authors highlighted that a careful balance between modeling sophistication and practical relevance is key to achieving accurate predictions, with MAPE being one of the easiest measures to understand and interpret. In addition, MAPE has been proven to be very appropriate in planning and budgeting situations (Makridakis, 1993). A number of recent applications have used MAPE, including ArunKumar et al. (2021), Jadhav, Reddy and Gaddi (2017), Kaewtapee, Khetchaturat, Nukreaw, Krutthai and Bunchasak (2021), Prayudani, Hizriadi, Lase and Fatmi (2019) and Wickramasinghe, Weliwatta, Ekanayake and Jayasinghe (2021).

4.6.4 Setting and data description

One of Germany's largest food retailers provided us with data on 56 products (23 beverages and 33 food items). Product selection by the retailer's marketing managers ensured representation across 18 product categories (e.g., canned tuna, carbonated soft drinks; three (once six) products each) and sufficient variation in launch dates.

For each product, we observed the average weekly number of units sold per retailer and the number of retailers that decided to carry each product. For products launched before January 2014, this data covered close to six years (until September 2019). For products launched after January 2014, we observed weekly sales and number of adopted retailers since their launch date. [Abbildung 4.22](#) shows the sales evolution of three products in four product categories, as an illustration. It highlights the significant variation in the level of sales, even within each category, suggesting that historical sales data for previously introduced products are limited in their predictive usefulness for the sales of newly launched products. High variance in sales performance characterizes most categories in our data set and partly motivates the retailer's managers to use multiple data sets to predict sales.

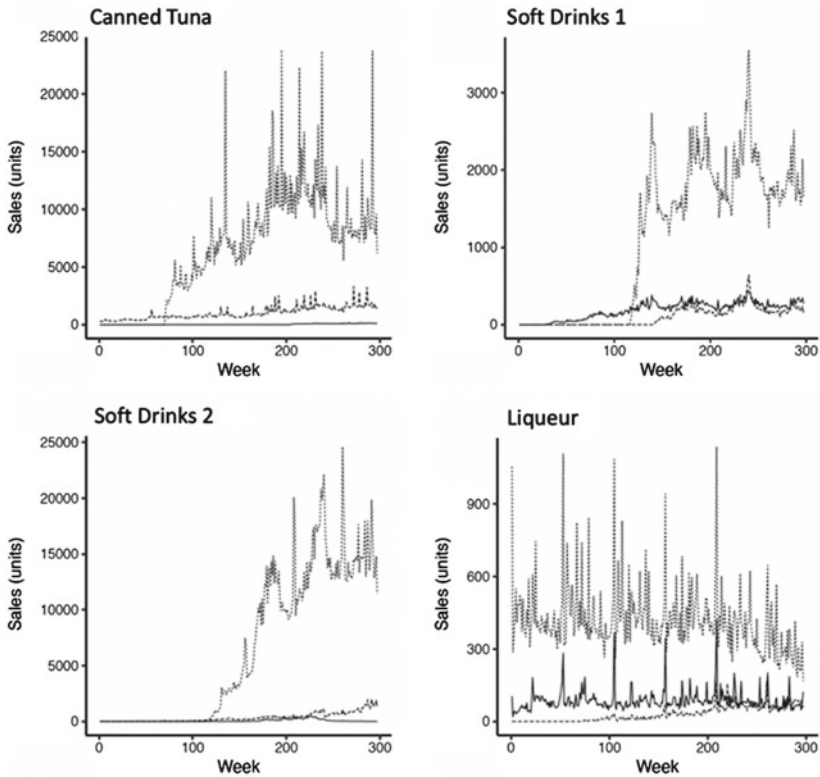


Abbildung 4.22 Evolution of products sales in four product categories

We divided the products into two sets to implement our analysis approach and evaluate the predictive utility in new product sets. Products launched before November 2016 (35 products) were part of an estimation set, while products launched after November 2016 were the prediction or test set (21 products; see [Abbildung 4.27](#) in the additional materials and methods section for products and launch dates). The threshold date was chosen for practical and data analytical reasons, as the retailer introduced several products soon after this date. Moreover, it yielded estimation and prediction sets of a size consistent with standards for cross-validation and out-of-sample predictions in the field (Berrar, 2019). In a way, adopting a threshold date mimics a manager's challenge to forecast the

commercial success of not-yet-launched products, using the information on overall sales of products in the food and drinks categories – and additional data sources at her disposal – at this point.

Besides sales information, four different types of data formed our explanatory variables: (1) market data of all products, including prices and promotional activities; (2) attitudes toward the products obtained using a survey from an online sample representative of the general customer population of the supermarket chain ($N = 1451$); (3) the incentive-compatible purchase decisions of laboratory student participants while their brain responses were measured using fMRI ($N = 44$); and (4) their neural correlates of purchasing the different products, obtained in the same fMRI study. A detailed protocol description is available on the Open Science Framework (OSF)⁹. We received ethical approval from the institutional review board of a German university's medical school. The study was conducted in accordance with the Declaration of Helsinki, and all participants gave informed consent for their participation. In what follows, we describe the four data sources in more detail.

4.6.4.1 Market data

Along with the weekly average sales per location, the retailer provided information about the average price of each product for a given week and the weekly frequency with which the product was on promotion across the retailer's stores in Germany. We also included a dummy variable for food versus beverages (taking drinks as base) in the estimation model, to control for the different market size of the two types of items. We refer to this set of variables (price, promotions, food category dummy variable) as market data.

Tabelle 4.3 presents the summary statistics of the market variables of the 35 products in our estimation data set (launched before November 2016) and the 21 products in the prediction set (launched after that date). The table describes the average price (in euros), average promotional level, and weekly sales (in thousands) per retailer. We display the mean and the standard deviations. Products in the estimation set have a higher mean price, a lower mean promotional level, and higher mean sales. Due to the selection of new products in the price-sensitive market of food retailing for the prediction set, it is likely that regularly a penetration strategy is applied for these products, introducing them at a low price with additional promotions to gain a fraction of the highly competitive (Kotler & Armstrong, 2004; Spann, Fischer, & Tellis, 2015). This might explain the significant

⁹ osf.io/6du3r/?view_only=f130aa7005af42bfa86ea424f2a03069

differences between estimation and prediction sets, which challenge the prediction models as the prediction set is in some aspects fundamentally different than the estimation set. A typical product costs about € 6, is not promoted, and has a sales volume of about four units.

Tabelle 4.3 Summary statistics of market variables by product set

	Products in the estimation set				Products in the prediction set				<i>t</i> -values
	<i>M</i>	<i>SD</i>	Min.	Max.	<i>M</i>	<i>SD</i>	Min.	Max.	
Price	6.44	11.06	0.87	39.35	3.16	2.83	1.22	13.56	18.20***
Promotional level	0.81	1.50	0	6.53	2.51	2.37	0.07	7.56	9.02***
Sales per retailer	4.23	3.02	1.38	13.56	3.65	2.08	1.49	8.90	5.43***
# of observations	3,437				2,314				

Note. *t*-statistics for the equality of means (*M*) in the last column: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

4.6.4.2 Representative survey

We recruited 1,451 customers of the supermarket chain using the Qualtrics online panel to be representative of the chain's customer base (see Tabelle 4.10 in the additional materials and methods section for a description). This survey was done in June and July of 2018; the sample size was determined to match sample sizes traditionally used by the retailer when conducting similar surveys.

We note that the survey (and the fMRI experiment – see below) was done at a later stage than the threshold date chosen to define the estimation and prediction sets. We recognize that this might be a concern because consumers may have been familiar with the products chosen to predict sales. However, looking at the responses about product purchase, only 5 % of the respondents indicated previous purchase of the products, and there was very low familiarity with these more recent products (significantly lower than with the products in the estimation set). This is a limitation of our data and not of the approach, driven by the time periods covered by the market data¹⁰.

Each participant evaluated 12 products across four different product categories, yielding a questionnaire length of about 30 minutes suitable for an online survey. On average, we obtained 311 evaluations per product, varying between 293 and 331. Participants answered several questions about their attitudes toward the products and their personality and socio-demographic status, and completed

¹⁰ We note that we could have included more dummy variables to capture the differences in product categories within food and drinks. However, with only 35 products in the estimation set, we found that that model overfitted the data.

an instructed attention manipulation check adapted from Oppenheimer, Meyvis and Davidenko (2009), which was used to exclude participants who did not pay attention¹¹. The order in which the products were shown to participants was randomized.

The survey included questions about each product's desirability, measured through four questions about product liking, product attractiveness, packaging attractiveness, and intention to buy the product (translated from a scale by C.-H. Cho, Lee and Tharp (2001). For all of these items, participants' evaluations were based on a 7-point Likert scale ranging from 1 ("fully agree") to 7 ("don't agree at all"). Respondents answered these questions without knowing the product's price. Given the high positive correlations among these measures, we computed an average of these four variables per individual and used this as a composite measure of the desirability of the product (Cronbach's alpha = 0.955). Product desirability scores were reversed, so that higher numbers represent more positive product attitudes.

The survey also asked participants about their perception of the product's success by translating and shortening the success scale from S. Zhang and Schmitt (2001). More specifically, respondents indicated whether they believed that many customers would purchase the product, that it was an enrichment to the category, and that it would have lasting popularity among buyers. They used a 7-point Likert scale ranging from 1 ("fully agree") to 7 ("don't agree at all"). We averaged these three indicators to reflect the perceived success of the product in the eyes of survey participants (Cronbach's alpha = 0.868) and reverse coded it. After the product's recommended retail price was revealed to the respondents, they also indicated their hypothetical purchase intention if the product was sold at that price.

Tabelle 4.4 presents the summary statistics related to the measures included in the model. Comparing the products in the estimation and prediction sets, we see that products from the prediction set were perceived to be somewhat more desirable and more successful.

¹¹ The questionnaire is available on OSF: osf.io/6du3r/?view_only=f130aa7005af42bfa86ea424f2a03069. There are more details in the additional materials and methods section.

Tabelle 4.4 Summary statistics of survey variables by product set

	Products in the estimation set				Products in the prediction set				<i>t</i> -value
	<i>M</i>	<i>SD</i>	Min.	Max.	<i>M</i>	<i>SD</i>	Min.	Max.	
Desirability	4.09	0.43	3.22	4.91	4.55	0.51	3.78	5.41	3.41***
Perceived success	4.37	0.32	3.78	5.04	4.70	0.33	4.05	5.36	3.55***
Purchase intention	2.19	0.50	1.38	3.18	2.36	0.46	1.50	3.10	1.27
# of observations	35				21				

Note. *t*-statistics for the equality of means (*M*) in the last column: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

4.6.4.3 fMRI experiment

Data from 44 participants was included in the analysis (49.1 % female, average age of 27.2 years; see online appendix for more details). This sample size is in line with previous neuroforecasting studies (37 % higher than that of the average sample size of the papers reviewed in Tabelle 4.2) and with current standards in cognitive neuroscience (Yarkoni, 2009). The study was conducted from June to August of 2018.

The participants were asked to make purchase decisions for each of the 56 products at three different price levels, resulting in 168 purchase decisions (56 products \times 3 price levels). Using a theory-driven approach, we included the brain activity (the neural correlate of product desirability and value) in the three brain regions previously found to be involved in purchasing decisions (see Abbildung 4.24): (1) the vmPFC, (2) the vStr, and (3) the bilateral aI. The section additional materials and methods describes in detail the fMRI data acquisition, analyses, and detailed definition of brain regions of interest (ROIs)¹².

As a sanity check, we also tested whether the data from these brain regions are correlated with product desirability during the product consideration phase and with purchase decision and willingness to pay in the product and price consideration phase. Our analysis replicated previous findings that (1) the vStr and aI encoded product desirability while subjects considered products and (2) the

¹² It is important to note that these three brain regions are also involved in other mental processes unrelated to purchasing; most brain regions are involved in more than one function (Poldrack, 2011). However, given the meta-analysis on value coding (www.sas.upenn.edu/~mcguirej/meta-analysis.html) and emotional intensity coding (www.neurosynth.org) and the sanity check described in the additional materials and methods section (Abbildung 4.24 and Abbildung 4.25, Tabelle 4.11 and Tabelle 4.12), we are confident that our three regions of interest are indeed involved in the formation of purchase decisions in our experiment.

vmPFC and aI encoded the subsequent purchase decisions (“strong no” to “strong yes,” referred to as decision value) for these items (see Abbildung 4.25 and Abbildung 4.26, Tabelle 4.11 and Tabelle 4.12, and supplemental sanity check and supplemental whole-brain analyses section for further details).

Tabelle 4.5 presents relevant summary statistics related to these measures. We observed that activity changes in the aI during product consideration were significantly lower for the products in the prediction set as compared to the estimation set. Finally, we observed that the incentivized purchase decisions by participants in the fMRI experiment were not significantly different ($t = 0.794$, $p = 0.431$) for products in the estimation set ($M = 2.274$, $SD = 0.256$) and the prediction set ($M = 2.329$, $SD = 0.238$).

Tabelle 4.5 Summary statistics of mean fMRI parameter estimates by product set

Brain region and period	Products in the estimation set				Products in the prediction set				<i>t</i> -value
	<i>M</i>	<i>SD</i>	Min.	Max.	<i>M</i>	<i>SD</i>	Min.	Max.	
vStr during product consideration	−0.170	0.125	−0.396	0.180	−0.187	0.137	−0.340	0.229	0.46
aI during product consideration	−0.021	0.078	−0.206	0.174	−0.065	0.075	−0.164	0.170	2.11**
aI during product & price consideration	0.433	0.083	0.257	0.653	0.441	0.069	0.291	0.567	0.41
vmPFC during product & price consideration	−0.255	0.125	−0.634	0.080	−0.297	0.095	−0.437	0.020	1.43
# of observations	35				21				

Note. *t*-statistics for the equality of means (*M*) in the last column: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

4.6.5 Data modeling and statistical analyses

4.6.5.1 General approach

Our prediction approach has two stages. In the first stage, we estimated the parameters of our model with information from the estimation set, composed of 35 products launched before November 2016. In the second stage, we used the coefficients of the estimated model to predict the sales of products in the prediction set, which were launched after November 2016. This approach simulates the

managerial challenge of predicting the success of newly launched products in the marketplace based on existing data. Our approach also allowed us to compare the predictive utility of the four available data types. More precisely, it enabled quantifying the added value of each data source in terms of model fit and, more important, out-of-sample prediction of commercial success of new products.

We modeled the sales per retailer of product j during week t as a flexible function of the covariates contained in the four different data types,

Formel 5. Equation to include four data types.

$$Y_{jt} = f(X_{jt}, S_j, Z_j, W_j). \quad (4.1)$$

In equation 4.1, X_{jt} includes market variables (market price, promotional activities, product type); S_j stands for the variables included in the representative survey (average perceived product desirability, product success, and respondents' intent to purchase at the recommended retail price); Z_j consists of the fMRI data (product-specific parameter estimates during the product consideration phase in the vStr and aI, and during the price and product consideration phase in the vmPFC and aI); and W_j refers to the incentive-compatible purchase decisions during the purchasing task in the fMRI experiment.

To compare the benefit of including different data sources for sales forecasts, we specified models based on different subsets of the data. For example, a model that uses only market data will take the specification

Formel 6. Equation including market data.

$$Y_{jt} = f_1(X_{jt}), \quad (4.2)$$

while a model in which we augment the market data with data from the representative survey will be

Formel 7. Equation including market and representative survey data.

$$Y_{jt} = f_2(X_{jt}, S_j), \quad (4.3)$$

and so forth for other combinations of the several data sets. This approach enables us to investigate which combination of data type optimizes the prediction of sales and to quantify the benefit of adding other types of data.

4.6.5.2 Empirical specification

In our analysis, we use as a dependent variable the average weekly unit sales of the product per retailer that has decided to sell the product on its shelves (Y_{jt}). Although we could have instead used the overall sales of a product, we decided against it because the volume of sales depends on both consumers' demand and retailers' decision to carry. Given that we do not have information about retailer characteristics or about the decision process retailers go through to adopt a new product, we decided to focus our analysis on explaining and predicting consumer demand, conditional on the retailer offering the product.

Our approach to estimating the parameters is the ordinary least squares (OLS) method, which is simple, widely used, and easy for managers to understand, with a linear form for the $f(\cdot)$ function in Formel 3. Given that we have a limited number of products, divided into estimation and prediction sets, more complex models that allow for interactions between variables are likely to increase overfitting, as the degrees of freedom go down with more explanatory variables (Hawkins, 2004)¹³.

4.6.6 Data details for estimation

First, to estimate the model, we used weekly data from the 60 weeks before the threshold launch date, from October 2015 to November 2016. To test the model's predictive ability, we predicted sales per retailer for 60 weeks after the launch date, from November 2016 to January 2018. Given that four products were launched after January 2018, our data set dropped to 52 products, for which we have a total of 2,407 observations.

Second, for each product, we excluded the first eight weeks immediately after product launch, as these weeks are typically marked mostly by stocking up and placement decisions by the retailers, leading to more variation in sales not related to the overall performance of the product. This left us with 2,247 observations and 51 products, as one product was launched in November 2016 (so this filter eliminated it from the estimation set).

Third, we excluded outlier observations, defined as time periods when promotional activity was above the 95th percentile across observations in the estimation set. These are periods when managers likely combined the promotional activity

¹³ We also estimated our model with a random forest approach. This approach benefits from allowing for interactions between the different terms, and so it is more appropriate when several data sets are included in the estimation. In the full model, we found that the OLS approach produced better predictions, in terms of lower MAPE, than the random forest, and hence we decided to present here only the more parsimonious approach. In terms of importance of the fMRI data for prediction in the random forest estimation, similar results were obtained.

with unobserved-to-the-researcher activities that supported sales. Hence, these extreme cases can influence predictive outcomes, although in our case the results are not substantively different if they are included.

After applying these three criteria, the estimation set consisted of 34 products and 1,600 observations, and the prediction set included 17 products and 505 observations.

4.6.7 Results

We first describe the fit and predictive accuracy of the OLS model, using different sets of data. We then discuss the coefficients of the explanatory variables for the subset of best models.

4.6.7.1 Model fit and predictive accuracy

Following the approach outlined in the previous section, we estimated several models using all possible combinations of the four sets of data and collected as fit measures the adjusted R-square and the in-sample MAPE. To evaluate predictive accuracy, we computed the MAPE for the out-of-sample prediction values, using the estimated OLS coefficients and the data available for products launched after November 2016.

Tabelle 4.6 shows the estimated and predicted errors, using all possible combinations of data types (smaller numbers – i.e., smaller errors – represent better outcomes). We group the models based on the amount of data available, from models that use a single data set to the full model, which uses the four different types of data. Besides the MAPE, we also compute a measure of how much the fit and predictive accuracy changes, shown as a percentage, when compared to a baseline model in which only the constant is included, defined as

Formel 8. Accuracy measure.

$$\left(-\left(MAPE_{model}/MAPE_{baseline} - 1\right)\right)$$

The baseline model represents the manager's best guess on the performance of newly launched products, based solely on the average of sales per retailer of previously launched products, and assuming no access to any additional data. We observe an in-sample MAPE of 0.72 and an out-of-sample MAPE of 0.84 for the baseline model.

As one might expect, more data is better in terms of the estimated in-sample performance, with the in-sample MAPE improving in all cases with additional data. Looking at the models estimated with a single data set, we observe that market and fMRI data sets provide the best increments in in-sample accuracy. For instance, adding market data (fMRI data) to a constant-only model reduced the in-sample MAPE to 0.52 (0.62), an improvement of 28.3 % (14.6 %).

The combination of these two data sets leads to a large reduction in the in-sample MAPE, to a value of 0.50, an improvement of 30.6 %. Interestingly, the combination of fMRI and survey data also leads to a similar improvement of the in-sample MAPE. However, it seems that this combination leads to an overfitting of the model, as in out-of-sample, the respective MAPE is worse than in the baseline model. Finally, in terms of in-sample results, when looking at the cases when the three and four types of data are combined, the values again show in-sample improvements above the 30 % mark, with the full model using all data reaching the value of 34 %.

Looking at the out-of-sample prediction results, and starting with the single-data models, we find that the fMRI data alone performs better than other single-data models – and even better than some of the models that use two or three data sources – with a prediction MAPE of 0.60, an improvement of 28.6 % compared to the baseline model. This finding suggests that the fMRI data from a few participants were powerful predictors of the sales of not-yet-launched products at the market level. This finding is even more notable given that participants in the fMRI study were not representative of the retailer's customer base (a student convenience sample).

When combining two data types, the fMRI and market data provide the best improvements in terms of out-of-sample MAPE, with a value of 0.55, an improvement of 34.1 %. This result provides evidence that capturing additional information directly related to the product and marketing decisions – in this case the type of product, price, and promotional activities – can complement the data variation captured by the fMRI experiment and account for additional in-store elements that are at least in part under the control of the manager or the retailer, and that are relevant to explain sales of new products.

It is important to note that some models overfit the data when additional data is included. This overfitting seems driven mainly by the survey data variables. For instance, adding the survey data variables to a model combining them with one other data type, including the incentivized purchase decisions and fMRI data variables, leads to poorer predictions and increases the MAPE in most cases. One possible explanation is the lack of an incentive when respondents answer the

Tabelle 4.6 Fit and prediction accuracy

	In-sample prediction error			Out-of-sample prediction error		
	Adj. R-square	MAPE	% improv.	MAPE	% improv.	% improv.
Baseline (constant only)	0.00	0.72				0.84
Single data type						
Behavioral data (incentivized purchases)	0.08	0.63	12.7 %			0.82
Market data variables only (price, promotion, food product)	0.28	0.52	28.3 %			0.69
Survey data variables (success, desirability, purchase intention)	0.04	0.66	9.4 %			0.81
fMRI data variables (vStr, al, vmPFC)	0.11	0.62	14.6 %			0.60
Combination of two data types						
Behavioral data + market data	0.28	0.51	29.6 %			0.68
Behavioral data + survey data	0.16	0.56	23.1 %			0.70
Behavioral data + fMRI data	0.19	0.59	18.2 %			0.59
Market data + fMRI data	0.36	0.50	30.6 %			0.55
Market data + survey data	0.30	0.54	25.9 %			0.71
Survey data + fMRI data	0.23	0.50	30.9 %			0.85
Combination of three data types						
Behavioral data + market data + fMRI data	0.37	0.48	33.1 %			0.54
Behavioral data + market data + survey data	0.33	0.50	30.3 %			0.61
Behavioral data + survey data + fMRI data	0.28	0.46	36.7 %			0.75
Market data + survey data + fMRI data	0.37	0.50	31.3 %			0.55
Combination of four data types (all data)	0.38	0.48	34.1 %			0.51

survey in a laboratory and/or their lack of experience with the category. Similar results in which stated or liking preferences do not match with market outcomes have been found in previous studies (e.g., Kühn et al., 2016; Phaneuf et al., 2013).

Overall, combining all data sets maximized the forecast accuracy, leading to a MAPE of 0.51, an improvement of close to 38.6 % over the baseline model. For this specification, Abbildung 4.23 illustrates the match of predicted and actual sales per retailer. Overall, sales were well captured by this combination of data sources and align better than in the naïve model. The dotted line represents the intercept of that model (i.e., the average sales per retailer of products used in the estimation data set), with an intercept of 4.03 and a standard error of 0.49. The “missed” predictions on the top of the figure are all from one product that did extremely (and, according to retailer managers, unexpectedly) well in the market.

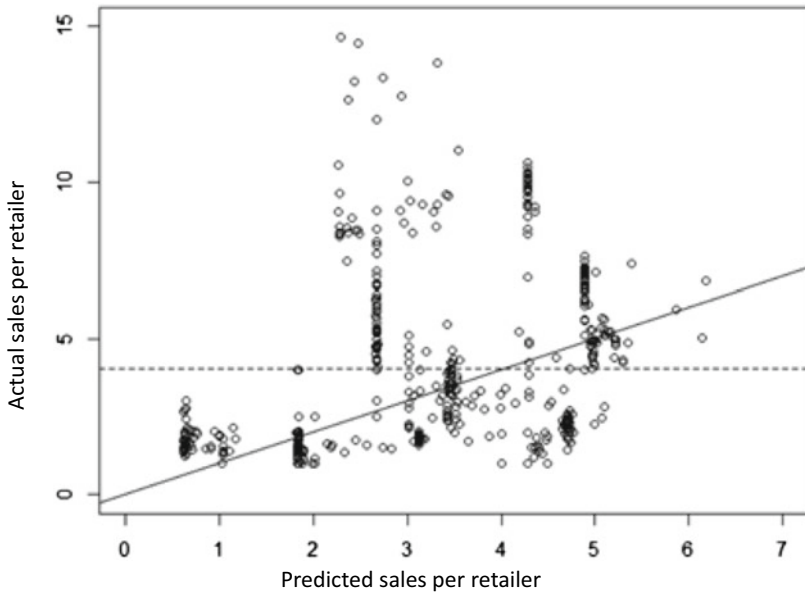


Abbildung 4.23 Prediction accuracy for new launched products in the best-performing model (all data, out-of-sample). Circles represent weekly sales per retailer values (in 1,000 units) for the products in the out-of-sample set. The solid line represents a perfect forecast. The dashed line shows predictions of the baseline model (with intercept only)

4.6.7.2 Parameter estimates

Table 4.7 presents the coefficients from the OLS models for several combinations of data types, obtained using the estimation data set. These coefficients measure the marginal effect of variables on the dependent variable (sales per retailer in a given week) using solely the data until November 2016 for estimation. The first four columns present the specifications using only one data source for the estimation, with each data set considered separately. In columns 5 and 6, we show the results of the best models (in terms of MAPE prediction) for the combination of two and three data types. The last column shows coefficient estimates using all available data types.

The estimates were consistent overall across models. For the incentivized purchases collected during the fMRI task, we observed a significant positive coefficient when the data was used alone. This finding suggests that incentivized purchase decisions observed in a small (nonrepresentative) sample in a well-controlled laboratory context reveal relevant information about product sales on the market level. The significance goes away when other variables are included in the model.

The market data variables show effects in line with commonly held notions in the field: The positive coefficients for the promotion level suggest that a more heavily promoted product is likely to have more sales. The significant negative coefficients for average price indicate that a more expensive product is likely to have lower sales. These findings suggest that, to some degree, the store manager has control over the success of new products, using different levels of marketing mix variables.

Tabelle 4.7 Parameter estimates of selected combinations of data types within the estimation set

Variables	Single data type		Combination of two data types		Combination of three data types	All data	
Constant	-3.46 (4.03)	6.49*** (0.91)	10.35 (10.87)	-2.35 (3.13)	-0.47 (3.08)	-3.24 (4.21)	-6.32 (10.07)
<i>Behavioral data</i>							
Incentivized purchases	3.27* (1.72)					1.13 (1.47)	2.92 (2.16)
<i>Market data</i>							
Promotional activities		0.17 (0.19)			0.18 (0.16)	0.18 (0.16)	0.17** (0.08)
Market price		-0.12*** (0.03)			-0.13*** (0.03)	-0.13*** (0.04)	-0.12*** (0.04)
Food product		-3.26*** (0.95)			-2.85*** (0.86)	-2.57*** (0.84)	-2.57** (1.26)
<i>Survey data</i>							
Success							2.01 (4.77)
Desirability							-2.28 (2.70)
Purchase intention							0.01 (1.52)

(Fortsetzung)

Tabelle 4.7 (Fortsetzung)

Variables	Single data type	Combination of two data types	Combination of three data types	All data
<i>fMRI data</i>				
vStr at product consideration		-12.86*** (4.69)	-9.54** (4.21)	-9.58** (4.05)
aI at product consideration		12.45* (6.73)	10.63* (5.44)	8.89 (5.24)
aI at product & price consideration		9.30** (4.58)	11.54** (4.63)	11.80*** (4.50)
vmPFC at product & price consideration		-1.63 (5.48)	-1.70 (3.36)	-1.18 (3.55)
Adj. R-square	0.082	0.110	0.368	0.375
# of observations	1,600	0.041		0.387

Note. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$. Robust standard errors clustered at the product level in parentheses.

The survey data variables did not show a significant relationship with sales in the estimation set in our estimation model, suggesting that consumer attitudes, liking responses, and hypothetical purchase intentions are less powerful to predict the sales of new products.

Finally, we observed that the fMRI data were a significant predictor of sales, except for estimated brain data in the vmPFC. This finding is in line with recent results that while activity in the vmPFC predicts purchases within the same individual (Chib, Rangel, Shimojo, & O'Doherty, 2009; Knutson et al., 2007; Litt, Plassmann, Shiv, & Rangel, 2011; Tusche et al., 2010), it is likely less suited to predict other people's purchases (Genevsky, Tong, & Knutson, n.d.).

The vStr during product consideration correlated negatively with the product's sales per retailer. This is notable because the vStr has positively correlated with purchases and product desirability within the same individual in previous literature (Knutson et al., 2007) as well as in our data (see Tabelle 4.12 in the additional materials and methods section). It has also consistently shown a positive coefficient in similar in-sample regressions in the neuroforecasting literature that directly investigate not purchasing of packaged goods, but other related behaviors such as sales of songs in the U.S. charts (Berns & Moore, 2012), advertising elasticities (Venkatraman et al., 2015), and promotional sales after ad exposure (Kühn et al., 2016). However, if we consider vStr activation during the product and price consideration phase instead of the product consideration phase, as done in the previous literature (Genevsky & Knutson, 2015; Genevsky et al., in press, 2017; Knutson et al., 2007), we do find that the vStr during this phase is a significantly positive predictor (see Tabelle 4.13), and including the vStr during this phase in the prediction model does not substantially change our prediction results (see Tabelle 4.14).

The aI activation has a significantly positive relationship with per-retailer sales, during both the product phase and the product and price consideration phase. This brain region has been repeatedly linked with consumer choices. Yet evidence regarding the directionality of the effect is mixed (Knutson et al., 2007; Tusche et al., 2010). The neuroforecasting literature has generally paid less attention to this brain region. Notable exceptions are studies outside the consumer domain that predict microlending rates (Genevsky & Knutson, 2015) and crowdfunding outcomes (Genevsky et al., 2017), which found a negative coefficient for the aI in their regression analyses. Our results indicate that the aI might play a more important role for predicting sales than previous papers have suggested.

4.6.7.3 Robustness checks

We tested whether our findings regarding sales forecasts were robust to alternative model specifications. To this end, we performed four robustness checks. First, we moved the threshold date – which assigned products to the estimation and prediction sets – to four weeks later. Second, we moved the threshold date to four weeks earlier, which led to two more (fewer) products in the prediction (estimation) set. With these two checks, we tested whether our results are robust to the chosen timing for the prediction exercise. Third, we excluded from the estimation set a widely popular and well-known product, which can be considered an outlier in sales per retailer. Fourth, we excluded the two products with the lowest sales per retailer from the estimation set. This approach allowed us to test whether possibly niche items caused a bias in the forecasts and drove our main results.

Tabelle 4.8 shows the results across the four robustness checks, across all possible combinations of data sources. Across the four sets of robustness checks, the model combining all data continues to provide the best out-of-sample predictions, matching findings obtained using our main specification. We highlight two considerations: First, the MAPE reduces significantly across specifications when the threshold date is moved ahead by four weeks. This is driven mostly by the fact that there are now fewer products in the prediction set, with less variation in sales per retailer, which leads to a more accurate prediction. Second, we note that the MAPE for the full data specification is no longer the best when the best product is removed. This is justified mostly by the fact that the survey data becomes worse at prediction without that product. In other words, the accuracy of survey respondents is better when that product is considered, most likely because it is a product informative about the popularity of new products. Overall, however, our robustness checks demonstrate that our main findings regarding out-of-sample predictions of sales are robust to a variety of alternative specifications.

Tabelle 4.8 Robustness checks for sales forecast

Models with different data sources	Out-of-sample prediction error (MAPE)			
	Threshold date 4 weeks later	Threshold date 4 weeks earlier	Excluding best-selling product	Excluding two least-selling products
Baseline (constant only)	0.60	0.85	0.81	0.82
Single data type				
Behavioral data (incent.-comp. purchase Q.)	0.61	0.83	0.79	0.81
Market variables only (price, promotion)	0.55	0.69	0.64	0.68
Survey variables (success, desirability, purch. intention)	0.61	0.82	0.86	0.79
fMRI variables (NAcc, aI, vmPFC)	0.37	0.60	0.58	0.59
Combination of two data types				
Behavioral data + market data	0.55	0.68	0.63	0.68
Behavioral data + survey data	0.52	0.70	0.77	0.69
Behavioral data + fMRI data	0.36	0.59	0.57	0.58
Market data + fMRI data	0.40	0.55	0.56	0.54

(Fortsetzung)

Table 4.8 (Fortsetzung)

Models with different data sources	Out-of-sample prediction error (MAPE)			Excluding best-selling product	Excluding two least-selling products
	Threshold date 4 weeks later	Threshold date 4 weeks earlier	Threshold date 4 weeks later		
Market data + survey data	0.54	0.74		0.76	0.70
Survey vars + fMRI data	0.59	0.87		0.95	0.86
Combination of three data types					
Behavioral data + market data + fMRI data	0.37	0.54		0.55	0.53
Behavioral data + market data + survey data	0.41	0.63		0.65	0.60
Behavioral data + survey data + fMRI data	0.56	0.76		0.86	0.75
Market data + survey data + fMRI Data	0.41	0.56		0.68	0.55
Combination of four data types (all data)	0.35	0.51		0.63	0.51

4.6.8 Managerial implications

We evaluated the impact of the different data sets on the profits of a retailer by estimating benefits from using the different data to obtain better predictions, and by obtaining estimates of the costs of acquiring the data. We evaluated the magnitude of the data value using the 17 products that were kept in the prediction set.

To ascertain the costs of acquiring the survey data, we reached out to three suppliers of survey services and were quoted € 10,000, € 12,000, and € 22,000 for surveys of similar sample sizes as the ones used in our study, in terms of both number of products and participants. For the fMRI study, which also includes the incentivized-purchase task, we obtained quotes of € 29,000 and € 35,000, again with similar conditions to our study. We assume that the market data is free of charge, as the retailer must keep records of prices and promotions, and they know the type of products sold.

To evaluate the benefits of each data set, we computed back-of-envelope values based on the difference in predictions, with and without the different data sets. Our objective was to have estimates of the benefits of having more accurate sales predictions per retailer, which could translate into an increase in revenue because of reductions in the cost of stock-outs or the cost of holding excess stock¹⁴. For simplicity, we describe the approach when the prediction of sales with additional data reduces the overestimation of sales and assume that the overall value of margins of lost sales (when the prediction is underestimated) is similar. In practice, these values can be different, and a category manager should know both of them (i.e., the cost of holding excess inventory and the loss in margins from stock-outs).

To ascertain the cost of holding inventory, we obtained information from financial statements of retailers and industry reports: The cost of goods is 75 % of the retailer price of the products, similar to other retailers in Germany¹⁵, while the cost of holding inventory is assumed to be 20 % of the value of the inventory¹⁶. With the information about product retail price, this allowed us to compute the cost of holding inventory, per unit of product, which multiplied by the unit sales

¹⁴ Another possibility would be to consider not launching some of the products, the ones for which predicted sales were too low, but given that we do not have data on the launch expenses, we did not attempt this computation.

¹⁵ For example, the Rewe Group shows 76.4 % of cost of goods sold for 2020 (see www.rewe-group-geschaeftsbericht.de/fileadmin/media/pdf/RZF_FinancialStatements_2020_1231.pdf).

¹⁶ See, for example, www.retailowner.com/Inventory/Costs-of-Excess-Inventory.

per week of each of the products in the prediction set gave us the weekly holding costs. Based on discussions with managers, we assumed that the impact of a different prediction of sales lasts for τ weeks, and after that, the retailer can observe the actual level of sales and correct the inventory levels, no matter what the initial prediction of sales was. We tested $\tau = 4$ and $\tau = 8$.

Given that we obtained the out-of-sample MAPE from our estimations (i.e., the value of the prediction error incurred based on different data sets, measured as a percentage of sales), we could quantify the value of each data set, multiplying the difference in the MAPE of the baseline model and each data MAPE by the weekly sales, valued at the cost of goods. That gave us the difference in the value of excess held between two the predictions. We then multiplied that value by the average weekly holding cost and the number of weeks we assumed to be necessary for the manager to adjust the level of inventory based on actual sales. Hence, the benefit a data set provides to the firm, compared to the naïve model, is given by:

Formel 9. Equation to calculate benefit of data set.

$$\begin{aligned} \text{Value}_{Data\ Set} &= (MAPE_0 - MAPE_{Data\ Set}) \\ &\quad \times \text{Average Weekly Sales (valued at COGS)} \\ &\quad \times \text{Weekly Holding Cost} \times \tau \text{ weeks adjustment.} \end{aligned}$$

The results for each single-data model and the full model are presented in Tabelle 4.9, with values aggregated across all 17 products used in the out-of-sample prediction set. The average weekly sales of these products were € 188,691, which leads to a holding cost per week of € 28,304, given our aforementioned assumptions.

Our estimates show that the fMRI is the most valuable data set to collect, given that it is the one that provides the best increase, on its own, in the out-of-sample MAPE. The overall benefits can range from € 27,171 to € 54,343, depending on the speed of adjustment to the sales. This justifies its costs of about € 30,000 in most situations, considering that in our application, the incentive-compatible purchase decisions were also part of the fMRI and especially because we limited the benefits to only 17 products. The benefits of collecting the data scale linearly with the number of products and with the number of weeks needed to adjust the inventory to market conditions. A full data set that combines all data types would lead to benefits of € 36,000 to € 74,000, about 5 % of sales. Overall, these results highlight the advantage of collecting fMRI data sets to improve the prediction of sales of new products.

Tabelle 4.9 Evaluation of each data set

	Difference in MAPE to the baseline model	Reduction in holding cost for 4/ 8 weeks	Benefits of each data set as a % of sales	Benefits of each data set per product	Average cost of acquiring data
Behavioral data	0.02	€ 2,264 / € 4,528	0.30 %	€ 133 / € 266	Part of fMRI cost
Market data	0.15	€ 16,982 / € 33,964	2.25 %	€ 998 / € 1,997	–
Survey data	0.03	€ 3,396 / € 6,792	0.45 %	€ 200	€ 10,000–€ 22,000
fMRI data	0.24	€ 27,171 / € 54,343	3.60 %	€ 1,598	€ 29,000–€ 35,000
Full model	0.33	€ 37,360 / € 74,721	4.95 %	€ 2,198	–

Our work also has important implications for neuromarketing vendors. Most of the companies that are offering neuromarketing services are using different EEG-based metrics to tweak ads, making them shorter and thus saving media expenses for their clients (for a list of these companies and their services, see Plassmann & Ling, 2020). Our results indicate that another business opportunity for such companies is to offer neuroforecasting services using approaches such as the one described here to help their clients drive revenue in addition to saving costs.

4.6.9 Conclusion

In this paper, we studied the added value of different data types to the forecasting accuracy of market-level sales of new products. Using data provided by a large German retailer on more recently launched grocery products and on similar products that were previously available on the market, we estimated the contribution of market data (price, promotions, and product type), representative surveys (purchase intention, perceived desirability, and success of the products), fMRI data (in three brain regions involved in purchase decisions: vStr, aI, vmPFC), and incentive-compatible purchase decisions to improving forecast accuracy.

We estimated a regression model and used its estimated coefficients to predict the success of new products. We used the weekly average number of units sold by a retailer as the dependent variable of the regression analysis. Our approach mimics the managerial challenge of obtaining a forecast of not-yet-launched products at a given point in time. We found that using fMRI data to predict the sales

of new products significantly increased forecast accuracy. Using only fMRI data, we reduced the prediction error by close to 29 % compared to a naïve model (i.e., a model using the average historical sales of previously launched items as an intercept). Such improvement was not possible with any other data type. In addition, we found that although all data types can improve predictions, some are worth more than others, and given the acquisition cost of data, it is likely that in practice some data is not worth collecting or buying.

We performed various robustness checks, in terms of both data and method of prediction. Through these supplemental tests, we confirmed that brain data of a small number of participants are indeed a robust predictor of sales in the marketplace. In fact, we find that fMRI data are better predictors than traditional customer surveys.

Our findings also contribute to academic research on the predictive utility of fMRI data in a variety of cases and settings (Boksem & Smidts, 2015; Genevsky & Knutson, 2015; Genevsky et al., 2017; Kühn et al., 2016; Scholz et al., 2017; Venkatraman et al., 2015). We extend prior work in at least three important ways: First, we predicted real-world sales of new products. Second, we integrated product attitudes of a large representative customer sample, market variables, and historical sales data on related products, allowing for a comparison with other information sources that marketers would typically use. And third, we have given managers and researchers an indication of the monetary added value of collecting fMRI data. Taken together, our paper has important novel implications for both marketing research and practice.

4.6.10 Additional materials and methods: fMRI experiment

4.6.10.1 Participants

We recruited 53 healthy, right-handed participants using the participant pool of a German university and standard fMRI inclusion criteria. They received a total of € 50 for their participation. Of this amount, € 40 was used as a budget to spend (or not) on the purchasing task. Participants were told that the goal of the experiment was to study the neural correlates of consumer decision-making. We excluded nine participants from the fMRI sample due to excessive head movement beyond 3 mm/degrees during scanning. Thus, a total of 44 participants were included in the analyses (52.3 % female, aged 20–39, $M = 27.27$ years, $SD = 4.86$ years; see [Tabelle 4.10](#) for a sample description).

4.6.10.2 Procedure

The experiment consisted of three parts. Part one involved a computerized task that took place outside of the fMRI scanner. Participants completed a valuation task to determine their willingness-to-pay (WTP) for the 56 products using a Becker-deGroot-Marschak (BDM) second price auction mechanism (Becker, DeGroot, & Marschak, 1964). In part two, participants completed an incentive-compatible purchasing task while their brain activation was measured using fMRI. In part three, participants went through the same questionnaire as the participants from the representative survey sample did, except that they evaluated all 56 products in randomized order (outside of the fMRI scanner).

Tabelle 4.10 Descriptive statistics of socio-demographic characteristics

Socio-demographic characteristics		Representative survey		fMRI experiment	
		%	<i>N</i>	%	<i>N</i>
Gender	Male	40 _a	580	47.7 _a	21
	Female	60 _a	871	52.3 _a	23
Age	18–29	21 _a	305	74.9 _b	33
	30–39	23 _b	334	24.9 _b	11
	40–49	28 _a	406	/	/
	50–59	28 _a	406	/	/
Federal state	Schleswig-Holstein	3.8	55	/	/
	Hamburg	3.3	48	/	/
	Niedersachsen	8.5	123	/	/
	Bremen	0.6	8	/	/
	Nordrhein-Westfalen	22.7	330	95.5	42
	Hessen	6.2	90	/	/
	Rheinland-Pfalz	4.5	65	4.5	2
	Baden-Württemberg	11.2	162	/	/
	Bayern	17	246	/	/
	Saarland	1.3	19	/	/
	Berlin	6.1	88	/	/
	Brandenburg	2.1	30	/	/
	Mecklenburg-Vorpommern	1.9	28	/	/
	Sachsen	4.2	61	/	/
Sachsen-Anhalt	4	58	/	/	
Thüringen	2.8	40	/	/	

(Fortsetzung)

Tabelle 4.10 (Fortsetzung)

Socio-demographic characteristics		Representative survey		fMRI experiment	
		%	<i>N</i>	%	<i>N</i>
Employment	Public service	12.9	187	29.5	13
	Health	10.5	153	11.4	5
	Finance	4.2	61	11.4	5
	Media	/	/	6.8	3
	Public relations	/	/	6.8	3
	Marketing	/	/	6.8	3
	Retailing	/	/	4.5	2
	Other	73.9	1072	43.2	19
Education	Middle school	43.5 _b	631	2.3 _a	1
	High-school	28.3 _b	411	54.5 _a	24
	University	28.2 _b	409	43.2 _a	19
Household lead	Mainly participant	62.6 _b	908	45.5 _a	20
	Participant with someone else	37.4 _b	543	54.5 _a	24
	Mainly someone else	/	/	/	/
Household size	One person	24.8 _a	360	31.8 _a	14
	Two persons	58 _a	842	47.7 _a	21
	Three or more persons	17.2 _a	249	20.5 _a	9
Income	No Indication	11.2	162	4.5	2
	< € 3,000	47	682	81.8	36
	> € 3,000	41.9	607	13.6	6

Note. Means sharing the same subscript are not statistically different at $p = 0.05$. Percentages sharing the same subscript are not statistically different on their proportions at $p = 0.05$. Each subscript letter denotes a subset of sample categories whose column proportions do not differ significantly from each other at $p = 0.05$.

The main fMRI purchasing task was adapted from the SHOP task from Knutson et al. (2007) and displayed using the Scenario Designer software (for the timing and procedure of a sample trial, see Abbildung 4.24). In each of the 168 trials, participants were presented with an image of a product (4 s; product consideration phase), followed by a fixation cross (1–5 s), the presentation of the price together with the product (4 s, product & price consideration and decision phase), and the response screen (2 s, response phase). Inter-trial intervals (fixation cross) varied from 2 to 6 s. Participants were instructed to make their purchase decisions during the product & price consideration phase. They indicated their

purchase decisions on a 4-point scale by pressing the respective button on an MRI-compatible response box during the response phase. The mapping of the purchase decision and button press was consistent across participants (strong yes = left index finger, weak yes = left thumb, weak no = right thumb, strong no = right index finger). All participants underwent a training phase ensure that they understood the meaning of the response buttons.

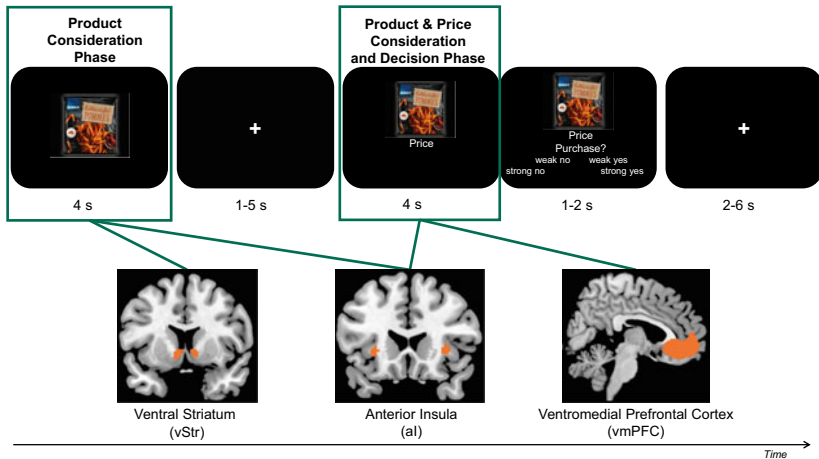


Abbildung 4.24 fMRI task, adapted from the shop task of Knutson et al., 2007. Participants saw the product for 4 s and then also saw the price for which they could purchase the product for another 4 s (separated by a fixation cross shown for a randomized length of 1–5 s, mean 3 s, as an inter-stimulus interval). Then, the decision period followed and lasted until the participant indicated the first response or if the participant did not respond lasted at least 1 s with a maximum duration randomly chosen between 1 and 2 s (mean time of decision period 0.97 s). To separate between different purchasing decisions, participants saw a fixation cross shown for a randomized length of 2–6 s, mean 4 s, as an inter-trial interval. The average time for a purchasing decision trial was 15.59 s

All 56 products were presented three times across the three runs. Each run included every product once, shown at one of three prices levels. The price levels varied as follows: In every run, one-third of the products were offered for the actual recommended retail price, one-third for a price that was marked up by 20 % of the participant's WTP, and one-third for a 20 % discount of the participant's individual WTP. This was done to ensure enough variation in the purchasing decision variable since in the original study by Knutson et al. (2007) many nonpurchase trials had to be removed even though the original retail value of the products was discounted by 75 %. The mapping of a product to the three price levels was pseudo-randomized across runs. The order of products varied across functional runs. Together, participants made 168 purchase decisions in the fMRI task (56 products \times 3 presentations at a different price level each).

At the end of the study, one decision from either the BDM auction or the fMRI purchasing task was implemented by the computer. The total time of the fMRI experiment, including preparation and debriefing time, was two hours.

4.6.10.3 fMRI data acquisition

Gradient echo T2*-weighted echo-planar (EPI) images with BOLD contrast were acquired using a 3-Tesla Magnetom Trio scanner (Siemens, Erlangen, Germany) and an eight-channel head coil. Thirty-seven slices were scanned in ascending inter-leaved order, each 3 mm thick with an interslice gap of 0.3 mm (voxel size: $2 \times 2 \times 3$ mm). The flip angle was 90. Other imaging parameters were 2.5 s repetition time (TR) and 45 ms echo time (TE). We also acquired whole-brain high-resolution T1-weighted structural scans using an MP-RAGE sequence resulting in 160 slices (voxel size: $1 \times 1 \times 1$ mm; TR = 1.3 s, TE = 3.97 ms) to permit anatomical localization of the functional activations at the individual level. Diffusion-weighted imaging data was acquired immediately following the acquisition of T1-weighted structural images for purposes not relevant to this paper.

4.6.10.4 fMRI data processing

Functional images were analyzed using the statistical parametric mapping software SPM12¹⁷ implemented in MATLAB. Before statistical analysis, functional imaging data were subjected to the following preprocessing steps: (1) slice-timing correction was applied; (2) the realign procedure was used to perform motion correction; (3) the participants' T1 structural volume was co-registered to the mean of the corrected EPI volumes; (4) the group-wise DARTEL registration method

¹⁷ www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm

included in SPM12 was used to normalize the T1 structural volume to a common group-specific space, with subsequent affine registration to Montreal Neurological Institute (MNI) space; (5) all EPI volumes were normalized to MNI space using the deformation flow fields generated in the previous step, which simultaneously resampled volumes to 2 mm isotropic, (6) and the EPI volumes were smoothed using a Gaussian kernel of 6 mm isotropic, full width at half maximum (FWHM).

4.6.10.5 fMRI data analyses

For each participant, a GLM estimated regressors of interest for each of the 168 trials in the fMRI task (56 products \times 3 presentations), separately for each phase of the purchasing task (product consideration, product & price consideration and decision phase). The trial-specific regressors of interest of a particular task phase served as input for the theory-driven, region-of-interest (ROI) analyses (see details below). Trials in the product and product & price consideration phase were defined by the onset and offset of the relevant information on-screen (i.e., product presentation and price display, respectively; *Abbildung 4.24*). Trials in the response phase were defined by the onset of the decision prompt and participants' execution of a purchase decision (button press) in the trial. Note that we cannot reliably distinguish BOLD responses in the response phase from the previous price phase (due to the lack of variable inter-stimulus intervals between both phases and the "sluggishness" of the BOLD response). The GLMs included as covariates of no interest the six motion parameters estimated from image realignment. Neural activation was modeled by distinct regressors convolved with a canonic hemodynamic response function (hrf). A 128s high-pass cutoff filter was applied to eliminate low-frequency drifts in the data.

4.6.10.6 Selection of ROIs

We extracted data of three a-priori defined regions of interest (ROIs). The ROIs of the bilateral aI and vStr were created using the Desai atlas in AFNI¹⁸. The vmPFC ROI was based on Neurosynth, a platform for large-scale, automated synthesis of fMRI data. Thus, ROIs were independently defined with regard to our key analyses – the neural prediction of market level success of our 56 products – and with regard to our subject sample, reducing the risk of producing false positive results and of circular analysis (i.e. double dipping; Kriegeskorte, Simmons, Bellgowan, & Baker, 2009). The masks we used for all three ROIs are available on OSF¹⁹.

¹⁸ afni.nimh.nih.gov/AFNIAtlases

¹⁹ osf.io/6du3t/?view_only=f130aa7005af42bfa86ea424f2a03069

ROI-specific activation was calculated by averaging across estimated regressor values of all voxels with the specified mask (separately for each of the three brain regions). For each ROI, we extracted and averaged product-specific data across the three regressors estimated for each product (per task phase), corresponding to the three product presentations in the fMRI purchase task. Data were extracted from two task phases: 1) the product consideration period and 2) the product & price consideration period during the purchasing decision for a particular product. In line with the prior literature, we extracted from the vStr (Knutson et al., 2007) and aI (Tusche et al., 2010) mask during the first period and from the aI (Genevsky & Knutson, 2015; Knutson et al., 2007; Litt et al., 2011) and vmPFC (Genevsky et al., 2017; Hare, O’doherly, Camerer, Schultz, & Rangel, 2008; Knutson et al., 2007; Litt et al., 2011) during the second period yielding four values for each of the 56 products for every participant.

4.6.10.7 Sanity check and supplement whole brain analyses

We performed several post hoc analyses at the whole-brain level to further validate the selection of our regions of interest. We aimed to identify brain areas in which measured BOLD signals are systematically modulated by the participants’ purchase decisions and perceived product desirability.

To this end, for each participant, we estimated additional GLMs (separately for our behavioral variables of interest listed above). Below, we describe the GLMs using the example of participants’ purchase decision value (DV) on each trial. DVs are based on participants’ button presses on each trial and coded so that higher values represent a positive purchase decision (1 = strong no, 2 = weak no, 3 = weak yes, 4 = strong yes). During the product & price consideration phase, participants had access to all the information necessary to make a purchase decision (i.e., product & price information) and were instructed to decide whether or not they would want to purchase the product for real. Thus, we hypothesized that DVs are encoded in the brain during the product & price consideration phase of the task (i.e., before the subsequent response phase; see [Abbildung 4.24](#)). To test this idea, for each participant, we estimated a GLM with the following regressors:

- (R1) a boxcar function for the product consideration phase on all trials (duration = 4 s);
- (R2) R1 modulated by the subject’s stated DV on each trial;
- (R3) a boxcar function for the product & price consideration and decision phase on all trials (duration = 4 s);
- (R4) R3 modulated by the participant’s stated DV on each trial;

- (R5) a boxcar function for the response period on all trials (duration = reaction time);
- (R6) R5 modulated by the participant's stated DV on each trial;
- (R7–R9) A boxcar function specifying missed trials, separately for each choice period (durations of 4 s for product & price consideration phase, respectively; duration of the response period = reaction time on that trial); and
- (R10–R15) regressors of non-interest included six motion regressors as well as a session constant.

To examine whether brain responses obtained in the product & price consideration phase are modulated by the DVs, the regressor of interest (R4) was contrasted against an implicit baseline. Subject-specific contrast images were then used in a one-sample *t*-test at the group level (as implemented in SPM).

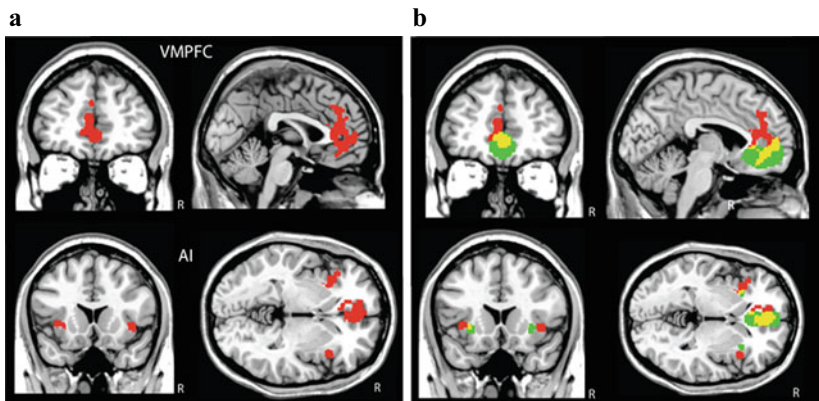


Abbildung 4.25 Neural correlates of purchase decision (decision value) during the price period. **A.** The figure illustrates the clusters in the vmPFC and the bilateral aI that covaried with participants' decision value (strong no, no, yes, strong yes) after all choice-relevant information was available (price phase). For illustrative purposes, results are displayed at $p < 0.001$ uncorrected at the whole-brain level. The cluster in the right aI did not survive FWE (familywise error rate) correction at $p < 0.05$ (for details of the clusters in the left aI and the vmPFC see Tabelle 4.11). **B.** The figure illustrates the overlap (yellow) of the a priori ROIs in the vmPFC and aI (green) and the clusters identified in our fMRI sample (red)

We found that the bilateral vmPFC and the left aI were positively correlated with participants' purchase decision values during the price phase ($p < 0.001$, family-wise error, FWE, corrected at $p < 0.05$ at the cluster level; Abbildung 4.25, Tabelle 4.11). The right aI showed a similar response profile at $p < 0.001$ (uncorrected, whole-brain) but did not survive statistical correction for multiple comparisons (Abbildung 4.25).

Tabelle 4.11 Neural correlates of participants' decision value (strong no to strong yes) during the product & price consideration and decision phase of the fMRI purchase task

Brain region	Side	k	t	MNI		
				x	y	z
Positive						
Superior frontal gyrus	L	192	5.16	-16	30	50
Inferior frontal gyrus	L	266	4.62	-38	40	2
vmPFC/ACC	L/R	1226	5.61	2	36	12
Anterior insula (aI)	L	139	4.32	-36	22	-2
Mid cingulate cortex	L/R	129	4.64	2	-34	36
Precuneus	L	181	4.47	-4	-62	32
Posterior insula/putamen	R	828	6.00	34	-4	-2
Motor cortex	R	146	4.88	18	-22	78
Precentral gyrus	R	180	5.42	28	-18	38
Inferior parietal cortex/angular gyrus	L	139	4.24	-34	-70	48
Cerebellum/visual cortex	L	2884	12.79	-20	-54	-18
Negative						
Motor cortex	L	1394	7.67	-56	-20	38
Motor cortex	L	482	5.20	-8	-16	78
Visual cortex	L	531	6.14	-8	-96	14
Cerebellum/visual cortex	R	2770	9.08	14	-50	-18

Note. Results are reported at a statistical threshold of $p < 0.001$, FWE corrected at $p < 0.05$ at the cluster-level; only peak activations of clusters are reported. L = left hemisphere, R = right hemisphere, k = cluster size in voxels, MNI = Montreal Neurological Institute.

Next, we examined whether participants' perceived product desirability modulated brain responses during the product consideration phase. To this end, for each participant, we estimated a GLM that was like the one described above, with one exception: DV values in R2, R4, and R6 were replaced with participants' stated desirability of the product shown on a trial. Product desirability scores were based on participants' survey responses completed after the fMRI purchase task. Participants rated liking, attractiveness, hypothetical purchase intention, and package liking (all on a scale from 1 = very much to 7 = not at all). We reversed the directionality of the scales such that higher values represented more positive product attitudes. We then integrated these positively correlated product attitudes into one averaged desirability index. To test whether neural signals during product consideration are modulated by products' perceived desirability, we contrasted R2 against an implicit baseline (for each participant) and subjected these contrasts to a one-sample *t*-test at the group level.

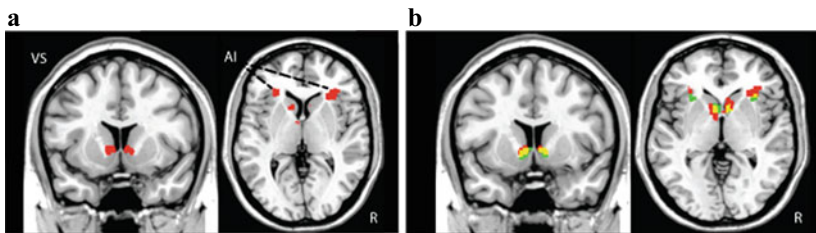


Abbildung 4.26 Neural correlates of product desirability during product consideration phase. **A.** Bilateral clusters in the vStr and the aI encoding the desirability of products during the product consideration phase. For illustrative purposes, results are displayed at $p < 0.001$ uncorrected at the whole-brain level (the cluster in the left aI the right vStr did not survive FWE correction at $p < 0.05$). **B.** The panel illustrates the overlap (yellow) of the a priori ROIs in the vStr and aI (green) and the clusters identified in the fMRI subject sample (red)

We found that the left vStr and the right aI positively covaried with individuals' perceived product desirability ($p < 0.001$, FWE corrected at $p < 0.05$ at the cluster level; Abbildung 4.26, Tabelle 4.12). The same was true for the right vStr and the left aI at a slightly more lenient threshold ($p < 0.001$, uncorrected). Overall, these supplemental analyses provide strong support for the functional role of our a priori regions of interest (vStr, aI, vmPFC) during the choice-relevant periods in the fMRI purchasing task.

Tabelle 4.12 Neural correlates of the perceived desirability of consumer items during product consideration phase in the fMRI purchase task

Brain region	Side	k	t	MNI		
				x	y	z
Positive						
Ventral striatum (vStr)	L	158	4.70	-8	6	-2
Anterior insula (aI)	R	377	4.95	32	30	4
Subgenual cortex/ACC	L	146	4.96	-10	28	-8
Posterior cingulate cortex	L/R	379	5.23	0	-36	36
Motor cortex	R	1256	5.95	40	-18	44
Parietal cortex/visual cortex	L	435	4.86	-28	-78	40
Parietal cortex/visual cortex	R	575	4.79	28	-64	52
Cerebellum	L	764	5.64	-22	-54	-20
Negative						
Motor cortex	L	641	6.49	-46	-20	58

Note. Results are reported at a statistical threshold of $p < 0.001$, FWE corrected at $p < 0.05$ at the cluster-level; only peak activations of clusters are reported. L = left hemisphere, R = right hemisphere, k = cluster size in voxels, MNI = Montreal Neurological Institute.

4.6.10.8 Supporting online appendix



Abbildung 4.27 Overview of the products in the data set

Tabelle 4.13 Parameter estimates of selected combinations of data types within the estimation set when adding vStr during product & price consideration phase

Variables	fMRI only	Combination of two data types	Combination of three data types	All data
Constant	4.81 (4.32)	4.43 (3.29)	1.73 (4.49)	2.73 (9.19)
<i>Behavioral data</i>				
Incentivized purchases			1.09 (1.38)	0.22 (2.37)
<i>Market data</i>				
Promotional activities		0.09 (0.10)	0.09 (0.10)	0.08** (0.06)
Market price		-0.13*** (0.04)	-0.13*** (0.04)	-0.11*** (0.04)
Food product		-2.31*** (0.86)	-2.05*** (0.83)	-1.88** (1.15)
<i>Survey data</i>				
Success				-0.70 (4.08)
Desirability				0.12 (2.57)
Purchase intention				1.28 (1.27)
<i>fMRI data</i>				
vStr at product consideration	-10.43*** (4.48)	-7.65** (3.58)	-7.72** (3.37)	-8.41** (3.83)
vStr at product & price consideration	10.86* (3.90)	8.22*** (3.09)	8.19*** (3.07)	9.08*** (3.15)
aI at product consideration	7.09 (6.10)	7.57 (5.05)	7.46 (4.50)	10.03* (5.55)
aI at product & price consideration	-5.87 (7.50)	0.99 (5.42)	1.28 (5.47)	2.54 (5.62)
vmPFC at product & price consideration	-1.36 (5.03)	-1.11 (3.16)	-0.62 (3.26)	-0.38 (3.65)

Note. *** $p < 0.01$ ** $p < 0.05$ * $p < 0.1$ Robust standard errors clustered at the product level in parentheses

Tabelle 4.14 Fit and prediction accuracy when adding vStr during product & price consideration phase

	In-sample prediction error			Out-of-sample prediction error	
	Adj. R-square	MAPE	% improv.	MAPE	% improv.
Baseline (constant only)	0.00	0.72		0.84	
Single data type					
Behavioral data (incentivized purchases)	0.08	0.63	12.7 %	0.82	1.7 %
Market data variables only (price, promotion, food product)	0.28	0.52	28.3 %	0.69	18.0 %
Survey data variables (success, desirability, purchase intention)	0.04	0.66	9.4 %	0.81	3.3 %
fMRI data variables (vStr, aI, vmPFC)	0.23	0.60	16.6 %	0.71	15.5 %
Combination of two data types					
Behavioral data + market data	0.28	0.51	29.6 %	0.68	18.2 %
Behavioral data + survey data	0.16	0.56	23.1 %	0.70	16.5 %
Behavioral data + fMRI data	0.29	0.53	26.4 %	0.70	16.7 %
Market data + fMRI data	0.43	0.51	29.2 %	0.59	30.0 %
Market data + survey data	0.30	0.54	25.9 %	0.71	14.7 %
Survey data + fMRI data	0.38	0.46	36.1 %	0.98	-16.7 %

(Fortsetzung)

Tabelle 4.14 (Fortsetzung)

	In-sample prediction error			Out-of-sample prediction error	
	Adj. R-square	MAPE	% improv.	MAPE	% improv.
Combination of three data types					
Behavioral data + market data + fMRI data	0.44	0.48	33.1 %	0.58	35.5 %
Behavioral data + market data + survey data	0.33	0.46	30.3 %	0.67	27.2 %
Behavioral data + survey data + fMRI data	0.38	0.46	36.7 %	0.94	-11.9 %
Market data + survey data + fMRI data	0.45	0.46	36.3 %	0.55	33.8 %
Combination of four data types (all data)	0.45	0.48	34.1 %	0.51	38.6 %

Open Access Dieses Kapitel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>) veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Kapitel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.





Zusammenfassung, Implikationen und Reflexion

5

5.1 Zusammenfassung der Ergebnisse

Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, ausgewählte Erkenntnisse zu zugrundeliegenden Konsumentenentscheidungsprozessen in einen theoretisch konzeptionellen Rahmen einzugliedern, um einer *Unified Theory* im Bereich der *Consumer Decision Neuroscience* näher zu kommen. Durch ausgewählte Beiträge sollen die eingangs formulierten Forschungsfragen adressiert werden. Dabei sollte zum einen gezeigt werden, ob ein neurowissenschaftlich fundiertes Modell einen Rahmen für die *Consumer Decision Neuroscience* bietet, um zugrundeliegende Prozesse von Konsumentenentscheidungen umfassend beschreiben zu können. Darüber hinaus sollte geprüft werden, ob durch Annahme dieses Modells Konsumentenentscheidungen effektiver unterstützt werden und erfolgreich vorhergesagt werden können. Anhand dieser Forschungsfragen sollen im Folgenden die zentralen Erkenntnisbeiträge der dargelegten Studien zusammengefasst werden.

Mit dem Fokus auf der Entscheidungsfindung von Konsumentinnen/Konsumenten soll diese Arbeit Evidenzen für zugrundeliegende Entscheidungsprozesse liefern, die in das übergeordnete, konzeptionelle und neurowissenschaftlich fundierte *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004) eingegliedert werden können. Entsprechend widmen sich die *Beiträge 1 bis 3* neuronalen Verarbeitungsprozessen bei Konsumentenentscheidungen, die implizite, impulsive Prozesse und deren Interaktion mit expliziten, reflektiven Prozessen anhand verschiedener methodischer, neurowissenschaftlicher Herangehensweisen untersuchen. Konkret wurde in *Beitrag 1* untersucht, wie neurale Verarbeitungsprozesse durch Informationen, die entsprechend der regulatorischen Fokus Theorie (Higgins, 1997) formuliert wurden, beeinflusst werden. In Abhängigkeit der verschiedenen Experimentalkonditionen änderte sich das bekundeten

Beurteilungsverhalten in Richtung der avisierten motivationalen Orientierungen und Veränderungen der neuralen Verarbeitungsprozesse waren nachweisbar. In *Beitrag 2* wurde deutlich, dass der Verarbeitungskontext einen signifikanten Einfluss auf die Wahrnehmung von Informationen und neurale Prozesse haben kann. So scheinen manche Informationen, für die in kontrollierten Laborbedingungen kein Effekt identifiziert werden konnte, erst einen Einfluss auf die Verarbeitungsprozesse auszuüben, wenn diese in einem direkt handlungsrelevanten, realitätsnahen Wahrnehmungskontext verarbeitet werden. Darüber hinaus zeigen die Ergebnisse des *dritten Beitrags*, dass Online-Bewertungen als soziale Information den Wahrnehmungsprozess im Rahmen des sogenannten Marketing Placebo Effektes beeinflussen (Berns, 2005; Plassmann et al., 2008; Shiv, Carmon, & Ariely, 2005). Soziale Informationen in Form von Bewertungen eines Produktes können insbesondere in digitalen Kontexten von den tatsächlichen Erfahrungen mit diesem abweichen. Diese Abweichungen wiederum führen zu neuralen Prozessen, die mit erhöhter kognitiver Verarbeitung assoziiert sind. Die in den *Beiträgen 1 bis 3* identifizierten zugrundeliegenden neuralen Verarbeitungsprozesse einer Konsumentenentscheidung können in ein Modell eingeordnet werden, welches einem dualen Verarbeitungsprozess, wie im *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004) unterstellt, entspricht. Im Hinblick auf die erste Forschungsfrage dieser Arbeit, könnte ein solches Modell somit einen neurowissenschaftlich fundierten Rahmen für die *Consumer Decision Neuroscience* bieten, der Konsumentenentscheidungsprozesse umfassend beschreiben kann.

Im Hinblick auf die zweite Forschungsfrage sollte in der vorliegenden Arbeit gezeigt werden, dass ein neurowissenschaftlich fundiertes Modells herangezogen werden kann, um eine effektive Unterstützung von Konsumentenentscheidungen zu ermöglichen. Im Rahmen von *Beitrag 4* (bestehend aus den *Beiträgen 4.1* und *4.2*) wurde anwendungsorientiert ein neuer Ansatz eines Verbraucherinformationssystems entwickelt. Basierend auf den bestehenden Forschungsergebnissen zu Konsumentenentscheidungsprozessen erfolgte dabei in *Beitrag 4.1* zunächst eine konzeptionell-theoretische Ausarbeitung einer effektiven Gestaltung von Informationen für Konsumentinnen/Konsumenten. Der entwickelte Ansatz wurde anschließend unter Berücksichtigung des Involvements (Trommsdorff, 2008) getestet. Die Ergebnisse zeigen, dass beispielsweise Produktinformationen je nach Entscheidungssituation und persönlichem Involvement der Konsumentinnen/Konsumenten in ihrer Relevanz variieren. Diesen unterschiedlichen Informationsbedürfnissen kann man mit Informationsangeboten, die in ihrer Tiefe und Breite flexibel sind, bedarfsgerecht entsprechen. Im Hinblick auf die Annahmen über die zugrundeliegenden Verarbeitungsprozesse, die dieses prototypisch

erprobte Verbraucherinformationssystem impliziert, entsprechen diese dem übergeordneten Rahmen des *Reflektiv-Impulsiv Modells* (Strack & Deutsch, 2004). Dabei dominiert der reflektive Verarbeitungsprozess den Entscheidungsprozess unterschiedlich je nach Aufmerksamkeitszuschreibung, Reizintensität und übergeordnetem *Intending*. Entsprechend der zweiten Forschungsfrage dieser Arbeit könnten durch Unterstellung eines neurowissenschaftlich fundierten Modells, wie des *Reflektiv-Impulsiv Modells* (Strack & Deutsch, 2004), Konsumentenentscheidungen effektiver unterstützt werden. Dies legen erste exemplarische Erprobungen von beispielsweise den vorgestellten, alternativen Informationsmöglichkeiten, die in das Modell eingeordnet werden können, nahe, welche vielversprechende Ergebnisse aufzeigen.

Während die Beiträge 4 den Fokus auf die Nutzung der Annahmen eines neurowissenschaftlich fundierten Modells zur effektiven Unterstützung von Konsumentenentscheidungen legten, widmen sich die *Beiträge 5* und *6* der Nutzung von Erkenntnissen über Verarbeitungsprozesse von Konsumentinnen/Konsumenten zur Vorhersage von Kaufverhalten. Dies entspricht letztlich dem ultimativen Ziel eines umfassenden, zugrundeliegenden Modells und damit auch der *Consumer Decision Neuroscience*. Zur Vorhersage des Kaufverhaltens könnten dabei je nach Anwendungskontext sowohl einzelne neurale Strukturen genutzt werden, welche das tatsächliche Verhalten approximieren könnten (*Beitrag 5*). Dem gegenüber sind datenübergreifende Analysemethoden (*Beitrag 6*) im Hinblick auf diese Prognosen, je nach Datenkombination, deutlich aussagekräftiger. So konnte die Quantifizierung neuraler kortikaler Entlastungseffekte des dlPFC als Korrelat genutzt werden, der mit dem Erfolg von Werbekommunikation korreliert und Verkäufe anhand dieses Aktivitätsprofil möglicherweise approximieren könnte (*Beitrag 5*). Entsprechend wurde ein neuraler Aktivitätsindikator selektiert, der den Annahmen im übergeordneten Rahmen des *Reflektiv-Impulsiv Modells* (Strack & Deutsch, 2004) zugeordnet werden kann. Jedoch wird in der *Consumer Decision Neuroscience* und auch in dem in dieser Arbeit fokussierten *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004) davon ausgegangen, dass Entscheidungsprozesse als mehrdimensional beschrieben werden können und aus der Interaktion mehrerer Teilprozesse entstehen. Um diese verschiedenen Verarbeitungsprozessstypen abzubilden und die prognostische Validität zu erhöhen, sind folglich unterschiedliche Quantifizierungen nötig, um Indikatoren für alle unterstellten Verarbeitungsprozesse zu integrieren. So konnte gezeigt werden, dass die Zusammenführung verschiedener Daten zu neuen Produkten vor ihrer Einführung eine effektive Vorhersage des Markterfolges erlaubt (*Beitrag 6*). Mit Bezug auf die dritte Forschungsfrage lässt sich also feststellen, dass neurowissenschaftlich fundierte Modelle dazu dienen können, Kaufverhalten erfolgreich vorherzusagen.

Zusammenfassend zeigen die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit, dass die *Consumer Decision Neuroscience* unter Anwendung von neurowissenschaftlichen Konzepten, Theorien, Erkenntnissen und Methoden zur Identifizierung von Entscheidungsprozessen, Unterstützung von Konsumentenentscheidungen und Vorhersage von Konsumentenverhalten beitragen kann. In diesem Zusammenhang stellt das *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004) eine mögliche *Unified Theory* dar, die dem übergeordneten Ziel der *Consumer Decision Neuroscience* entspricht. Nicht nur durch neurale Evidenzen konnten zugrunde liegende Annahmen über Verarbeitungsprozesse mit diesem Modell assoziiert werden, sondern dieses konnte auch anwendungsorientiert übertragen werden, um zum einen Marketingmaßnahmen effektiv auszugestalten und zum anderen Entscheidungsverhalten im realen Anwendungskontext vorherzusagen.

5.2 Handlungsimplicationen

Nachdem die wesentlichen Ergebnisse der insgesamt sechs Beiträge zusammengefasst wurden, sollen im Folgenden die Implikationen für die Forschung und Praxis dargelegt werden. Die Ergebnisse aus den Beiträgen zur *Consumer Decision Neuroscience* bieten sowohl einen Erkenntnisgewinn für die wissenschaftliche Forschung als auch die Möglichkeit, praktisch-normative Handlungsimplicationen abzuleiten, die die Erkenntnisse im anwendungsorientierten Kontext nutzbar machen.

5.2.1 Handlungsimplicationen für die Forschung

Ein zentrales Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, die *Consumer Decision Neuroscience* wissenschaftlich einzuordnen und anhand von ausgewählten Beiträgen weiterzuentwickeln. Im Hinblick auf die Marketingforschung lassen sich mögliche Implikationen zunächst übergeordnet für die gesamte Disziplin aufzeigen. So leistet die vorliegende Arbeit einen Beitrag dazu, die sich entwickelnde *Consumer Decision Neuroscience* als Forschungsfeld zu strukturieren. Die Einordnung der *Consumer Decision Neuroscience* und die Strukturierung der assoziierten Disziplinen ermöglicht ein einheitliches Verständnis der Forschungsgebiete und schafft eine benötigte Orientierung innerhalb der Disziplin, um Forschung im Sinne der wissenschaftstheoretischen Einordnung zu fördern.

Darüber hinaus lassen sich entsprechend der Definition der Marketingforschung¹ Implikationen für die Informationsgewinnung und Informationsauswertung/-interpretation ableiten. Insbesondere bei der Informationsgewinnung könnte die in der vorliegenden Arbeit verwendete, mobil einsetzbare, neurophysiologische Methode der fNIRS dazu beitragen, reale bzw. realitätsnahe Daten zu messen. Dadurch können ökonomisch validere Erkenntnisse erzielt oder bereits gewonnene Erkenntnisse ökologisch validiert werden. Darüber hinaus scheinen multimethodische Ansätze eine vielversprechende Möglichkeit zu sein die Informationsauswertung und -interpretation substanziell zu erweitern, um Konsumentenentscheidungsprozesse zukünftig besser verstehen zu können.

5.2.1.1 Einordnung der Consumer Decision Neuroscience

Einen zentralen Beitrag dieser Arbeit stellt die wissenschaftliche Einordnung der *Consumer Decision Neuroscience* in die assoziierten Disziplinen und ein damit verbundener Strukturierungsvorschlag des Forschungsfeldes dar. Letzteres erlaubt zum einen die theoretische Einordnung der Arbeit und identifiziert zum anderen mögliche Ansatzpunkte für die wissenschaftliche Weiterentwicklung der Disziplin. Wie in *Abschnitt 2.2* bereits ausführlich beschrieben², lassen sich in der wissenschaftlichen Literatur diverse definitorische Unterschiede zwischen den Zugehörigkeiten und Untergliederungen der einzelnen Teildisziplinen der *Decision* und *Consumer Neuroscience* identifizieren, wobei in einigen Publikationen bestimmte Teilbereiche zusammengefasst oder konträr ins Verhältnis gesetzt werden (Glimcher & Fehr, 2013; Huettel, 2010; Smith & Huettel, 2010). Durch die gesamtheitliche Betrachtung der Definitionen in der wissenschaftlichen Literatur konnten allgemeingültige und klar abzugrenzende definitorische Unterschiede zwischen den einzelnen Teildisziplinen differenziert werden. Die Definitionen beruhen dabei auf Publikationen, deren Fokus jedoch eher auf der Diskussion von Hindernissen und zukünftigen Forschungsentwicklungen der Teildisziplinen lag, als auf der Definition und einheitlichen Strukturierung der Gesamtdisziplin (Plassmann et al., 2015; Shiv et al., 2005b; Smidts et al., 2014; Yoon et al., 2012).

In der vorliegenden Arbeit wird eine mögliche Strukturierung für den Forschungsbereich vorgestellt, die es den Forschenden der entsprechenden Disziplinen, aber auch der Marketing- und Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung

¹ „Marketingforschung umfasst die Gewinnung, Auswertung und Interpretation von Informationen über gegenwärtige und zukünftige Marketingsituationen und Entscheidungen eines Unternehmens“ (Meffert et al., 2019, S. 173).

² Siehe hierzu auch die Zusammenfassung in Tabelle 2.1 und 2.2 sowie Abbildung 2.1.

erlaubt, Forschung und dazugehörige Fragestellungen besser einordnen zu können und so Ansatzpunkte für die Anwendung von Neurowissenschaften in anderen Fachrichtungen bietet. Im nächsten Schritt bedarf es einer Bekanntmachung, Beurteilung und nachfolgenden Etablierung dieses Entwurfs in der Wissenschaftsgemeinschaft. Vor dem Hintergrund der in dieser Arbeit angenommenen wissenschaftstheoretischen Einordnung der *Consumer Decision Neuroscience* (vgl. *Abschnitt 2.3.2*) scheint dieser nächste Schritt logisch und notwendig. Dadurch soll die sich aus der neurowissenschaftlichen Revolution entwickelnde Disziplin, die sich theoriegemäß insbesondere durch „relativ desorganisierte [Strukturen und darauf folgende] Debatten über die Grundannahmen charakterisiert“ (Chalmers, 1999, S. 92), etabliert werden. Um diese Disziplin entsprechend weiter zu einer Normalwissenschaft zu entwickeln, ist daher die Erreichung eines Konsenses, zumindest über eine grobe strukturelle Unterteilung der Teildisziplinen, wünschenswert und zielführend. In diesem Zusammenhang bietet die vorliegende Arbeit einen Ansatz, um diesem Ziel zu entsprechen.

5.2.1.2 Möglichkeit zur ökologisch validen Informationsgewinnung in der Marketingforschung

Die Marketingforschung umfasst die Gewinnung, Auswertung und Interpretation von Informationen und bildet damit die Grundlage für das Marketingmanagement (Meffert et al., 2019). Insbesondere die Informationsgewinnungsphase stellt dabei einen wichtigen Schritt dar, da die Festlegung der Untersuchungsobjekte und die Qualität der dabei gewonnenen Daten, nachgelagerte Prozessschritte maßgeblich beeinflusst. Die Qualität der Informationsgewinnung hängt dabei wiederum von den zugrundeliegenden marketingtheoretischen Überlegungen ab, die zur Strukturierung des Informationsbedarfs genutzt werden (Meffert et al., 2019). In diesem Aspekt zeigt die vorliegende Arbeit auf, dass ein neurowissenschaftlich fundiertes Modell, wie das *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004), einen vielversprechenden Ansatz zur Erklärung von Konsumentenentscheidungsprozessen und letztlich Kaufverhalten darstellen kann. Anschließend muss geprüft und festgelegt werden, welche Erhebungsinstrumente der Primär- und Sekundärforschung zum Einsatz kommen (Meffert et al., 2019). Dabei könnte eine Kombination aus Datentypen – Primär- und Sekundärdaten – zielführend sein, um die ökologische Validität von Ergebnissen, die zuvor gegebenenfalls in kontrollierten Laborumgebungen erhoben wurden, zu erhöhen. In diesem Zusammenhang kann es zum einen förderlich sein, reale Verhaltens- und Verkaufsdaten des tatsächlichen Konsumentenverhaltens zu integrieren³. Zum anderen könnte bereits die

³ Wie in Beitrag 2, Beitrag 5 und Beitrag 6 gezeigt wurde.

Datenerhebung selbst in möglichst realitätsnahen Studienbedingungen erfolgen⁴. Um dies für die Bemessung neuraler Aktivität zu gewährleisten, sind neben den etablierten neurowissenschaftlichen Methoden, wie fMRT oder stationärem EEG, insbesondere mobile neurophysiologische Messmethoden von Relevanz, da sie eine höhere ökologische Validität bereits während der Erhebungen erzielen können⁵.

Auch wenn das Mobilitätsproblem von neurophysiologischen Methoden bereits an anderer Stelle dargestellt wurde (Krampe, 2020), fehlt bisher ein umfassender Vergleich der verschiedenen mobilen neuralen Messverfahren, der aufzeigt, welche mobilen neurophysiologischen Methoden unter welchen Umständen vorteilhafter sein können. In der Literatur lassen sich zurzeit drei vielversprechende mobil einsatzfähige neurophysiologische Messmethoden identifizieren, die bereits zu Forschungszwecken eingesetzt werden – mobile EEG, mobile MEG und mobile fNIRS⁶ (Aspinall, Mavros, Coyne, & Roe, 2015; Boto et al., 2018; Gargiulo et al., 2008; Krampe, Gier, & Kenning, 2018; Krampe et al., 2018b).

Dabei nutzen die Messmethoden EEG und MEG physiologische Signale der Neuronen, um Gehirnaktivität direkt zu messen, während die fNIRS Gehirnaktivität indirekt über hämodynamische Reaktionen – ähnlich der fMRT – quantifiziert (Boto et al., 2018; Gargiulo et al., 2008; Gazzaniga & Ivry, 2013; Kopton & Kenning, 2014)⁷. In der temporalen Auflösung sind die Daten von EEG und MEG deutlich präziser, da diese direkte neurale Aktivitäten bemessen und nicht wie im Rahmen von fNIRS oder fMRT auf zeitlich verzögerte hämodynamische Reaktionen angewiesen sind⁸ (Gazzaniga & Ivry, 2013; Hari & Lounasmaa, 2000; Jöbsis, 1977; Luck, 2014; Scholkmann et al., 2014). Dadurch ist auch die Echtzeitmessung zeitlich eindeutiger, fortlaufender Verarbeitungsprozesse mittels EEG möglich (Boksem & Smidts, 2015; Gargiulo et al., 2008; Gazzaniga &

⁴ Wie in Beitrag 2, Beitrag 3, und Beitrag 4.2 angedeutet.

⁵ Dies kann, wie in Beitrag 2, zu veränderten Verarbeitungsprozessen führen.

⁶ Alle Methoden sind mobil, flexibel und wiederholt einsatzfähig, non-invasiv, geräuscharm und relativ preiswert im Vergleich zu stationären Messmethoden (z. B. fMRT; Boto et al., 2018; Gargiulo et al., 2008; Kopton & Kenning, 2014).

⁷ Eine detaillierte Darstellung der unterschiedlichen neurowissenschaftlichen Methoden und deren Funktionsweise wird an anderen Stellen ausführlich vorgenommen (vgl. Gazzaniga & Ivry, 2013), sodass hier auf weitere Ausführungen verzichtet und der Vergleich der Methoden fokussiert wird.

⁸ Hier ist zu erwähnen, dass mittels fNIRS durch höhere Samplingraten im Vergleich zur fMRT eine bessere temporale Auflösung erzielt werden kann, die zwar nicht an die der EEG und MEG reicht, jedoch einen weiteren Vorteil der mobil einsatzfähigen fNIRS gegenüber der stationären fMRT aufzeigt (Irani et al., 2007; Jöbsis, 1977; Scholkmann et al., 2014).

Ivry, 2013; Luck, 2014). Bei der Durchführung von eher klassischen experimentellen Studiendesigns⁹ zeigt sich hingegen, dass bei fNIRS, ähnlich zur fMRT, weniger Wiederholungen pro Experimentalkondition benötigt werden um ein stabiles neurales Signal identifizieren zu können (um die 20 Wiederholungen) als bei EEG oder MEG (100 bis 1000 Wiederholungen; Amaro Jr & Barker, 2006; Gazzaniga & Ivry, 2013; Irani et al., 2007; Kopton & Kenning, 2014; Luck, 2014).

Dadurch, dass EEG elektrische Impulse bemisst, die aufgrund der Penetration unterschiedlicher Gewebestrukturen (z. B. Gehirnmasse, Knochen, Haut) verzerrt werden (Gazzaniga & Ivry, 2013; Luck, 2014), und MEG hingegen magnetische Felder erfasst, die ungebrochen durch verschiedene Gewebeschichten strömen, hat MEG in dieser Hinsicht grundsätzlich eine minimal bessere räumliche Auflösung als EEG (Gazzaniga & Ivry, 2013; Hari & Lounasmaa, 2000; Luck, 2014; Pizzagalli, 2007). Die Zerstreuung und Absorption der Lichtimpulse bei fNIRS durch verschiedene Gewebeschichten und insbesondere Blutströme im Gehirn ist sogar gewünscht und notwendig für die indirekte Quantifizierung der Gehirnaktivität anhand der Absorptionsraten der Lichtwellen durch oxygeniertes und deoxygeniertes Blut. Der Vorteil der räumlichen Auflösung der MEG gegenüber der EEG ist jedoch nur auf Neuronen in kortikalen Regionen beschränkt, die tangential zur Kopfoberfläche und damit zum Messsensor liegen. Dies ist dadurch bedingt, dass die magnetischen Signale nur für diese Neuronen aufgenommen werden können und die Signalstärke, die durch Neuronen erzeugt wird, rapide abnimmt, je tiefer die Impulse aus dem Gehirn kommen (Gazzaniga & Ivry, 2013; Hari & Lounasmaa, 2000). Die EEG, wie auch die fNIRS, ist nicht auf eine spezifische Anordnung von Neuronen beschränkt und die EEG kann auch tieferliegende Gehirnaktivitäten messen (Gazzaniga & Ivry, 2013; Luck, 2014; Pizzagalli, 2007). Mit Bezug auf die Penetrationstiefe zur Bemessung der Gehirnaktivität ist die fNIRS vergleichbar mit der MEG. So können durch den Einsatz von fNIRS insbesondere kortikale Gehirnregionen gemessen werden (Gazzaniga & Ivry, 2013; Hari & Lounasmaa, 2000; Jöbsis, 1977).

Im Hinblick auf die räumliche Auflösung haben EEG und MEG ein Nicht-Eindeutigkeitsproblem oder auch inverses Problem bei der Lokalisierung von Gehirnaktivitäten, da die erfassten Aktivitätsmuster aus Kombinationen der Gehirnaktivität in verschiedenen Regionen entstehen können, sodass die genaue

⁹ Im neurowissenschaftlichen Studiendesign können zwei Arten unterschieden werden – ereignisbezogene (engl. event-related) und geblockte (engl. blocked) Designs. Für Ausführungen zu den Designs vgl. Amaro Jr & Barker, (2006).

Lokalisierung der Aktivität limitiert ist¹⁰ (Gazzaniga & Ivry, 2013; Hari & Lounasmaa, 2000; Pizzagalli, 2007). Im Vergleich hierzu ist die Lokalisierung und die entsprechend räumliche Auflösung bei der fNIRS eindeutig spezifischen Gehirnregionen zuzuordnen, da Lichtimpulse aktiv zur Bemessung induziert werden, deren Verlauf und wiederaufgenommene Impulsstärken genau quantifiziert werden können (Ferrari & Quaresima, 2012; Irani et al., 2007; Jöbsis, 1977; Kopton & Kenning, 2014). Ebenso können zumindest die Auswirkungen der neuralen Aktivität als erregende oder inhibierende Reaktionen (erhöhte oder verminderte Aktivität) mittels fNIRS differenziert sowie darüber hinaus oxy- von deoxygeniertes Hämoglobin jeweils getrennt erfasst werden (Ferrari & Quaresima, 2012; Jöbsis, 1977; Kopton & Kenning, 2014; Scholkmann et al., 2014). Dies ist durch die EEG und MEG nicht möglich, da sowohl erregende als auch inhibierende Reaktionen als identische Signale erfasst werden (Gazzaniga & Ivry, 2013; Luck, 2014).

Dadurch, dass die gemessene Gehirnaktivität der fNIRS mit den Ergebnissen der fMRT vergleichbar ist, kann man durch eine Kombination dieser Methoden umfassendere Lokalisierungen vornehmen. Im Gegensatz zur fMRT oder EEG stellt die fNIRS im Rahmen der *Consumer Decision Neuroscience* noch eine relativ neue neurophysiologische Messmethode dar. Dadurch sind bisher wenige Standardisierungen, wie beispielsweise für die Platzierung des Geräts¹¹, etabliert und da Messungen teilweise nur Abschnitte des Kortex abdecken, ist die Vergleichbarkeit der fNIRS Ergebnisse untereinander erschwert (Irani et al., 2007; Scholkmann et al., 2014).

In Bezug auf mögliche Artefakte und externe Faktoren, die die Messqualität vermindern, gibt es keine eindeutig robustere Methode, sodass je nach Einsatzort entschieden werden sollte, welche Methode von Vorteil ist. Generell ist EEG weniger sensitiv gegenüber Artefakten als die Messmethode MEG, jedoch können biologische Bewegungsartefakte¹² sowie der Einfluss von externen Energiefeldern

¹⁰ Hier sollte erwähnt werden, dass es z. B. bei der EEG/MEG Analysemöglichkeiten (BESA – brain electrical source analysis; www.besa.de) gibt, die versuchen dieses Problem zu lösen, indem sie anhand einer inversen Dipol-Modellierung mögliche Aktivitätsquellen approximieren.

¹¹ Standardisierte Systeme wie das 10–20 System der EEG sind bei der fNIRS nur zum Teil anwendbar. Es werden jedoch u. a. dort genutzte Orientierungspunkte (z. B. Nasion oder präaurikuläre Punkte) zur Platzierung des fNIRS Gerätes genutzt, um eine grobe Standardisierung der bemessenen Gehirnregionen zu erzielen (vgl. Beitrag 3 und Beitrag 5).

¹² Elektrokardiogramm (EKG), Elektrookulografie (EOG) und Elektromyografie (EMG) können während der Aufzeichnung genutzt werden, um Verzerrungen bei der Analyse zu extrahieren.

die Signale verzerren, wobei letzteres insbesondere bei der MEG ein Problem darstellt (Gazzaniga & Ivry, 2013; Hari & Lounasmaa, 2000; Luck, 2014). Die fNIRS ist gegenüber externen Energiefeldern und Bewegungsartefakten relativ unempfindlich und zeigt nur bei extremen Bewegungen leichte Verzerrungen (z. B. festes Aufeinanderpressen der Zähne, schnelle oder ruckartige Kopfbewegungen), wobei aufgenommene Signale durch externe Lichteinflüsse verzerrt werden können¹³ (Boas et al., 2014; Ferrari & Quaresima, 2012; Irani et al., 2007; Jöbsis, 1977; Quaresima & Ferrari, 2019).

Wie zusammenfassend in Tabelle 5.1 dargestellt ist, empfiehlt sich der Einsatz einer mobilen EEG oder MEG für den Fall, dass die zeitliche Dimension von Verarbeitungsprozessen relevant ist oder diese beispielsweise in Echtzeit analysiert werden sollen. Insbesondere der Einsatz von EEG erscheint immer dann sinnvoll, wenn eine Aktivität in subkortikalen Regionen vermutet wird. Liegt der Fokus hingegen auf spezifischen kortikalen Gehirnregionen, die anhand klassischer neuraler Studiendesigns lokalisiert und quantifiziert werden sollen, könnte fNIRS vorteilhafter sein. Dies gilt insbesondere dann, wenn die Erhebung der Daten mit Bewegungen oder externen elektrischen Artefakten assoziiert ist und Gehirnaktivitäten mit fMRT Ergebnissen verglichen werden sollen. Wie bereits erwähnt, sollten die mobil einsatzfähigen neurophysiologischen Messmethoden je nach Zielsetzung der Studie und Einsatzort der Messung ausgewählt und anhand der beschriebenen Vor- und Nachteile evaluiert werden, um einerseits die Vorteile der jeweiligen Methode zu nutzen und andererseits mögliche Messverzerrungen zu vermeiden.

5.2.1.3 Nutzung eines multimethodischen Ansatzes zur Informationsauswertung und -interpretation

Wie bereits im vorangegangenen Kapitel erwähnt, können multimethodische Ansätze bei der Informationsgewinnung aus Primär- und Sekundärdaten in der Marketingforschung genutzt werden. Es können aber auch im Rahmen der Informationsverarbeitung und -interpretation multimethodische Datenstrukturen und -typen durch Analysen kombiniert werden. Dabei zeigt sich erneut, dass sich die Wirtschaftswissenschaften, insbesondere die Marketingforschung und Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung, durch eine weitgefassete Interdisziplinarität charakterisieren und eine methodische Offenheit gegenüber anderen Ansätzen

¹³ Externe Lichtquellen können durch zusätzliche Abschirmung der Geräte minimiert werden und neuere Entwicklungen z. B. in der Datenanalyse erlauben eine Korrektur der Artefakte anhand von zusätzlichen Messpunkten mit kurzem Abstand zum fNIRS-Impuls-Emitter (short separation channel; Brigadoi & Cooper, 2015; Pfeifer, Scholkmann, & Labruyère, 2018).

Tabelle 5.1 Vergleich mobiler, neurophysiologischer Methoden. Mobile Versionen der EEG, MEG und fNIRS werden anhand verschiedener Dimensionen bewertet

	Mobiles EEG	Mobiles MEG	Mobiles fNIRS
Zeitliche Auflösung neuraler Aktivität	Hohe zeitliche Auflösung, da eine direkte Messung der neuralen Aktivität durch elektrische Ströme der Neuronen erfolgt, wodurch die Bemessung von Prozessen in Echtzeit möglich ist	Hohe zeitliche Auflösung, da eine direkte Messung der neuralen Aktivität durch Magnetfelder der Neuronen erfolgt, wodurch die Bemessung von Prozessen in Echtzeit möglich ist	Niedrige zeitliche Auflösung, da die Messung der neuralen Aktivität durch zeitlich verzögerte hämodynamische Reaktionen erfolgt
Penetrationstiefe im ganzen Gehirn	Hohe Penetrationstiefe in kortikale und subkortikale Gehirnregionen, wodurch die Gehirnaktivität im gesamten Kortex erfasst werden kann	Niedrige Penetrationstiefe der kortikalen Gehirnregionen, da die Signalarstärke stark schwankt, je nach Signaltiefe	Niedrige Penetrationstiefe der kortikalen Gehirnregionen, da Lichtimpulse maximal 2–3 cm in den Kortex eindringen
Räumliche Auflösung neuraler Aktivität	Niedrige räumliche Auflösung, da das inverse Problem und die Gewebedurchdringung die Lokalisierung erschweren	Limitierte räumliche Auflösung, da das inverse Problem die Lokalisierung erschwert	Gute räumliche Auflösung, da die Aktivität eindeutig anhand der Signalverläufe lokalisierbar ist und eine Vergleichbarkeit mit fMRT Ergebnissen möglich ist
Differenzierung von Signaltypen	Keine Differenzierung zwischen Signaltypen, da nur schwache, post-synaptische Potenziale erfasst werden, wodurch viele Wiederholungen bei klassischen Studiendesigns nötig sind	Keine Differenzierung zwischen Signaltypen, da nur schwache Magnetfelder von post-synaptischen Potenzialen erfasst werden, wodurch viele Wiederholungen bei klassischen Studiendesigns nötig sind	Verminderte/erhöhte Gehirnaktivität von deoxy/ oxy Blut kann differenziert werden, wobei durch stärkere Signale weniger Wiederholungen bei klassischen Studiendesign nötig sind

(Fortsetzung)

Tabelle 5.1 (Fortsetzung)

	Mobiles EEG	Mobiles MEG	Mobiles fNIRS
Standardisierung zur Anwendung der Methoden	Hohe Standardisierung der Methode, da bereits lange als stationäres System in Verwendung	Hohe Standardisierung der Methode, da bereits lange als stationäres System in Verwendung	Geringe Standardisierung der Methode, da relativ jung und Übertragbarkeit von etablierten Systemen (z. B. 10–20 System) nur limitiert möglich ist
Sensibilität gegenüber Artefakten	Mittlere Sensibilität insbesondere durch Bewegungsartefakte, die man mit der Anwendung von EKG, EOG und EMG minimieren kann	Hohe Sensibilität, insbesondere durch Bewegungsartefakte und externe Energiefelder	Geringere Sensibilität gegenüber Bewegungsartefakten, jedoch sensibel gegenüber externen Lichtquellen, die anhand zusätzlicher Maßnahmen minimiert werden können

Anmerkung. Die Beurteilung bezieht sich lediglich auf die drei aufgeführten und nicht auf alle verfügbaren neurophysiologischen Methoden, obwohl manche Aspekte ebenfalls auf die stationären Systeme zutreffen.

haben. Entsprechend kommen auch in der *Consumer Decision Neuroscience* verschiedene neurale Messmethoden und neurowissenschaftlich fundierte Ansätze zum Einsatz, um das übergeordnete, ultimative Ziel der Identifikation einer *Unified Theory* zu erreichen.

In der vorliegenden Arbeit lassen sich die Vorteile aus multimethodischen Ansätzen und der Integration von neuronalen Messmethoden für die Untersuchung von Konsumentenentscheidungsprozessen aus mehreren Beiträgen ableiten. Es wurden verschiedene neurale Messmethoden angewandt, um Verarbeitungsprozesse bei Konsumentenentscheidungen zu identifizieren¹⁴. Die Wahl der Messmethode (fMRT oder fNIRS) hängt dabei stark von der Zielstellung der Studie ab. Beide gewählten Methoden nutzen non-invasive, wiederholbare, indirekte Messungen der Gehirnaktivität, die jedoch an hämodynamische Reaktionen gebunden sind und relative Aktivitätsunterschiede quantifizieren können (Gazzaniga & Ivry, 2013; Irani et al., 2007; Kopton & Kenning, 2014). Die temporale Auflösung ist dabei im Vergleich zu direkten Messverfahren, wie beispielsweise EEG oder MEG, bei beiden Verfahren gering, wobei durch höheres Sampling bei der fNIRS im Vergleich zur fMRT eine leicht bessere temporale Auflösung erzielt werden könnte (Irani et al., 2007; Jöbsis, 1977; Scholkmann et al., 2014). In der räumlichen Auflösung hingegen ist die fMRT von Vorteil, da sie das gesamte Gehirn und damit auch subkortikale Regionen mit einer genauen Lokalisierung der Aktivität abbilden kann (Gazzaniga & Ivry, 2013; Menon & Kim, 1999; Ward, 2015). Auch wenn die fNIRS nur kortikale Gehirnregionen erfassen kann, ist sie durch ihre mobile Einsatzfähigkeit flexibel nutzbar und weniger anfällig für Bewegungsartefakte als die fMRT¹⁵ (Ferrari & Quaresima, 2012; Jöbsis, 1977; Kopton & Kenning, 2014; Quaresima & Ferrari, 2019).

Des Weiteren können im Rahmen der *Consumer Decision Neuroscience* auch neurowissenschaftliche Erkenntnisse, Konzepte und Theorien anwendungsbezogen genutzt werden, um beispielsweise neue Ansätze der Konsumenteninformation zu entwickeln, die auf neurowissenschaftlichen Erkenntnissen fußen¹⁶. Auf diese Weise können sich aus zugrundeliegenden Modellen, wie

¹⁴ In Beitrag 1 und Beitrag 6 wurde fMRT und in Beitrag 3 und Beitrag 5 die fNIRS genutzt. In Beitrag 2 wurden beide neurowissenschaftliche Methoden für die Bemessung eines neuronalen Verarbeitungsprozesses verwendet.

¹⁵ Dieser Vergleich wurde bereits an anderen Stellen ausführlicher dargestellt (vgl. Krampe, 2020). Ein Vergleich der fNIRS mit anderen mobilen neuronalen Messmethoden erfolgte in Abschnitt 5.2.1.2.

¹⁶ In den Beiträgen 4 wurde in diesem Zusammenhang gezeigt, dass anhand eines prototypischen Verbraucherinformationssystems den Informationsbedürfnissen der Konsumentinnen/Konsumenten bedarfsgerechter entsprochen werden kann.

in dieser Arbeit das *Reflektiv-Impulsiv Modell*, neue Hypothesen und Ansätze ergeben, die zum einen das Modell bestätigen und zum anderen neue Wege aufzeigen, um Konsumentenentscheidungsprozesse zu erklären. Beispielsweise können Gehirnregionen in den Fokus gerückt werden, die das Verhalten von Konsumentinnen/Konsumenten beeinflussen können, indem neben den oftmals quantifizierten Bewertungsstrukturen beispielsweise auf kognitive Entlastungseffekte zurückgegriffen wird¹⁷ (Cha et al., 2019; Falk et al., 2012; Kühn et al., 2016). In diesem Zusammenhang gibt es die Möglichkeit, neurowissenschaftliche Datenbanken (z. B. neurosynth.de¹⁸) heranzuziehen, um Meta-Analysen über Gehirnregionen entsprechend der assoziierten Funktionen durchzuführen und so mögliche Hypothesen zu prüfen, ohne eigene Daten erheben zu müssen¹⁹. Eine hiermit angesprochene Triangulation von Erkenntnissen in der *Consumer (Decision) Neuroscience* durch die Integration von Metaanalysen von Primärdaten in neurale, psychometrische und verhaltensbezogene Erkenntnisse wird in aktuellen Publikationen avisiert (Cao & Reimann, 2020). Dies könnte eine zielführende Möglichkeit in der *Consumer Decision Neuroscience* darstellen, um zugrundeliegende Prozesse innerhalb einer *Unified Theory* zu identifizieren²⁰.

Um eine *Unified Theory* zu entwickeln, ist es daher sinnvoll Entitäten mit verschiedenen methodischen Herangehensweisen zu untersuchen sowie auf einen multidisziplinären Ansatz zurückzugreifen. Entsprechend kann es zielführend sein, vergleichbare Ansätze über ein ähnliches Phänomen aus benachbarten Disziplinen einzubeziehen, da gegebenenfalls verschiedene Theorien auf einem gemeinsamen, zugrundeliegenden Prozess aufbauen, der sich lediglich in den

¹⁷ So verdeutlicht beispielsweise Beitrag 5 die potentielle Vorhersagekraft der Hirnregionen des dlPFC für den Erfolg von PoS-Maßnahmen, in dem diese mit einem kortikalen Entlastungseffekt theoretisch klassifiziert werden.

¹⁸ Neurosynth.org ist eine Online-Plattform, die Daten aus Tausenden von publizierten Artikeln über Ergebnisse von fMRT-Studien extrahiert und eine groß angelegte, automatisierte Synthese dieser Daten vornimmt (Yarkoni, n.d.).

¹⁹ Zur weiteren Ausführung einer solchen Analyse vgl. Krampe (2020).

²⁰ In Kombination mit vorangegangenen Studien (Kühn et al., 2016; Strelow & Scheier, 2018) zeigt u. a. Beitrag 5 einen solchen Weg auf, indem neurale Metaanalysen zunächst mittels fMRT geprüft (Kühn et al., 2016), anschließend mit psychometrischen Verfahren inhaltlich begründet (Strelow & Scheier, 2018) und in Beitrag 5 durch weitere theoretische Überlegungen neural mittels fNIRS validiert werden.

Disziplinen durch unterschiedliche Perspektiven parallel entwickelt hat²¹. Folglich kann die Zusammenführung von verschiedenen interdisziplinären Ansätzen und Methoden aus den Wirtschaftswissenschaften, der Psychologie sowie den Neurowissenschaften neue Erkenntnisse auf dem Weg zu einer *Unified Theory* aufzeigen. Eine solche Kombination von verschiedenen methodischen Datenstrukturen kann anhand fortgeschrittener Analyseverfahren geschehen, die es im Hinblick auf die Informationsverarbeitung erlauben, effektive Vorhersagen über Konsumentenentscheidungen zu treffen²². Entsprechend wird in der vorliegenden Arbeit gezeigt, dass ein multimethodischer und interdisziplinärer Ansatz für die Untersuchung, Unterstützung und Vorhersage von Konsumentenentscheidungen innerhalb eines konzeptionellen Rahmens wertvoll ist, um Erkenntnisse über zugrundeliegende Verarbeitungsprozesse zu generieren und so einer *Unified Theory* näher zu kommen.

5.2.2 Handlungsimplicationen für die Praxis

In der vorliegenden Arbeit lassen sich anhand der einzelnen Beiträge auch Handlungsimplicationen für die Praxis herausarbeiten. Betrachtet man die wesentlichen Aufgaben des Marketing²³, so können die Ergebnisse im Rahmen der Planung, Durchführung und Kontrolle von Marketingmaßnahmen dabei helfen die Erkenntnisse im anwendungsorientierten Kontext nutzbar zu machen.

Dabei zeigen die Beiträge zum einen wie *Consumer Decision Neuroscience* dabei helfen kann, effektivere Kommunikationsmaßnahmen zu entwerfen, um Konsumentinnen/Konsumenten bedarfsgerechte Informationen zur Verfügung zu stellen und sie so bei der Entscheidungsfindung zu unterstützen. Des Weiteren können neurowissenschaftliche Methoden bereits bei der Planung oder späteren Durchführung zum Einsatz kommen. Zum anderen können aber auch beispielsweise Vorhersagemodelle, die Aspekte der *Consumer Decision Neuroscience* in

²¹ Im Beitrag 3 wird angedeutet, dass sich verschiedene Theorien aus assoziierten Disziplinen, die dasselbe Konstrukt beschreiben, auf einen Prozess reduzieren lassen. Im Beitrag wurde die Referenz-Abhängigkeitstheorie als theoretische Basis fokussiert (Gneezy et al., 2014), aber auch Theorien anderer Disziplinen können in diesem Zusammenhang angewandt werden, wie z. B. Schultz' et. al. (1997) neurologische Theorie des Belohnungsvorhersagefehlers und Olivers (1977) Marketingtheorie der Erwartungsdiskonfirmation.

²² Hiermit wird insbesondere Beitrag 6 angesprochen.

²³ „Bei der systematischen Analyse der Definitionen zum Marketingmanagement wird deutlich, dass hierbei die Aufgaben des Marketing in einen systematischen Planungs-, Durchführungs- und Kontrollprozess eingeordnet werden“ (Meffert et al., 2019, S. 17).

Form von Erkenntnisse, Theorien und Methoden beinhalten, Marketingmanagemententscheidungen unterstützen indem sie diese kontrollieren oder basierend auf vorhandenen Daten neue Planungsprozesse vorbereiten.

5.2.2.1 Integration von Consumer Decision Neuroscience in die Planungsprozesse des Marketing

Das Ziel der Marketingforschung ist es, Bedürfnisse und Verhalten der Kundinnen/Kunden und der Konsumentinnen/Konsumenten zu verstehen, zu antizipieren und zu befriedigen (Kroeber-Riel & Gröppel-Klein, 2019; Meffert et al., 2019). Damit dies gelingt, kann die *Consumer Decision Neuroscience* Unternehmen bereits im Rahmen der Planung von geeigneten Marketinginstrumenten unterstützen. Beispielsweise sollten im Rahmen der operativen Marketingplanung mögliche Kommunikationsinstrumente so gestaltet werden, dass diese Konsumentinnen/Konsumenten bei ihren Entscheidungen unterstützen, da diese sich nicht immer entsprechend ihrer Einstellungen zu entscheiden scheinen²⁴ (Frank & Brock, 2018; Padel & Foster, 2005; Vermeir & Verbeke, 2006). Hinsichtlich der Kommunikationsinstrumente steht Unternehmen – beispielsweise Handelsunternehmen, die diese am PoS maßgeblich gestalten – eine wertvolle Option zur Verfügung, da viele Entscheidungen erst in der direkten Entscheidungssituation getroffen werden (Hertle & Graf, 2009; Valizade-Funder & Heil, 2010) und die dortigen Maßnahmen gegebenenfalls dazu beitragen können, die angesprochene *Attitude-Behaviour-Gap* zu schließen (Frank & Brock, 2018). In mehreren Beiträgen dieser Arbeit (*Beitrag 1 bis 4*) wird gezeigt, dass eine theoriebasierte Erarbeitung von Marketingmaßnahmen dazu führen kann, Entscheidungs- und Verarbeitungsprozesse signifikant zu beeinflussen. Je sorgfältiger und evidenzbasierter ein Marketinginstrument erarbeitet wird, desto besser wäre gegebenenfalls das Entscheidungs- und Kaufverhalten vorab antizipierbar. Zudem könnten mögliche Reaktanzen gegenüber den Kommunikationsinstrumenten reduziert oder ganz vermieden werden. Die Wirkungsweisen der Marketinginstrumente, die mit klassischen Methoden nicht erfassbar sind, könnten auf neuraler Ebene identifiziert werden. So könnten zielgerichtete Informationen, die auf Basis theorieorientierter Aspekte gestaltet wurden, die Verarbeitungsprozesse auf neuraler Ebene

²⁴ Hiermit wird die sogenannte *Attitude-Behaviour-Gap* angesprochen, die die Diskrepanz zwischen den geäußerten Wertvorstellungen und dem tatsächlichen Verhalten beschreibt (Padel & Foster, 2005).

beeinflussen und ihren Einfluss auf nachfolgende Verarbeitungsprozesse ausdehnen²⁵. Unter Berücksichtigung neuraler Verarbeitungsprozesse könnten somit entsprechende Marketingmaßnahmen intentionaler gestaltet werden.

Darüber hinaus zeigt sich, dass teilweise erst durch den unmittelbaren Entscheidungskontext die Wirkungsweise mancher Marketingmaßnahmen generiert wird. Entsprechend spielt, neben individuellen Faktoren wie Wissen, Einstellungen und Handlungsintentionen, der Präsentationsrahmen eine entscheidende Rolle in der (impliziten) Kommunikationswahrnehmung und -verarbeitung, die durch neurowissenschaftliche Methoden klarer aufgezeigt werden als mit selbstbekundeten Aussagen erfassbar²⁶. Diese Erkenntnisse könnten Unternehmen im Rahmen der Planung und Gestaltung von Marketingmaßnahmen künftig stärker einbeziehen.

Des Weiteren wird deutlich, dass Informationen für Konsumentinnen/ Konsumenten insbesondere im direkten Entscheidungskontext eine unterschiedliche Relevanz haben. Ein theoretisch fundierter, flexiblerer Ansatz, der Informationen mit unterschiedlichem Detailgrad aufbereitet und je nach Bedarfsfall bereitstellt, könnte eine sinnvolle Alternative oder auch Ergänzung zu den bisherigen Informationsinstrumenten darstellen. Der zunächst nur theoretisch erarbeitete und exemplarisch erprobte Ansatz könnte eine neue Möglichkeit der Informationsdarstellung für die Konsumentinnen/Konsumenten bieten, mit dem Ziel das Kaufverhalten effektiv zu unterstützen²⁷. Dieser Ansatz der Konsumenteninformation kann auch als allgemeiner Ordnungsrahmen für die Kommunikation genutzt werden, sodass Informationsimpulse bewusst gesetzt werden können, um eine Überlastung der Konsumentinnen/Konsumenten zu vermeiden. So wäre es demnach sinnvoll im direkten Entscheidungskontext, beispielsweise im Supermarkt, die Informationslast zu minimieren²⁸, jedoch gleichzeitig im Nachgang die Möglichkeit zur Verfügung zu stellen, detaillierte Informationen bei Bedarf zu erlangen. Durch eine effektive Gestaltung der Kommunikationsmaßnahmen, könnten Konsumentinnen/Konsumenten optimal in ihren Entscheidungen unterstützt werden, wodurch es ihnen leichter fallen könnte in Übereinstimmung mit ihren individuellen Präferenzen zu wählen.

Vor allem in digitalen Kontexten müssten bisherige Erkenntnisse der *Consumer Decision Neuroscience* geprüft werden, da dort neue Phänomene entstehen

²⁵ Hiermit werden die Ergebnisse aus Beitrag 1 genutzt.

²⁶ Hiermit werden Ergebnisse aus Beitrag 2 und Beitrag 5 angesprochen.

²⁷ In Beitrag 3 wurde ein solches Verbraucherinformationssystem vorgestellt.

²⁸ Durch *Choice Overload Effekte* (vgl. Chernev, Böckenholt, & Goodman, 2012) werden die angesprochenen Problematiken im Supermarkt deutlich.

oder bisherige Wirkungszusammenhänge nicht uneingeschränkt angenommen werden können²⁹. So scheinen digitale Interaktionen, beispielsweise das Lesen von Online-Bewertungen, sich in mehreren Aspekten vom bisherigen Empfehlungsverhalten zu unterscheiden³⁰. Kommentare, die auf Webseiten hinterlassen werden, können Produktpräferenzen und physiologische Konsumerfahrungen verändern, sodass Online-Bewertungen effektive konsumerfahrungsverändernde Marketinginstrumente darstellen können (sogenannte Marketing Placebos). Entsprechend sollten auch im digitalen Kontext Erkenntnisse der *Consumer Decision Neuroscience* genutzt werden, um Kommunikationsmaßnahmen für Konsumentinnen/ Konsumenten online und offline effektiv zu gestalten. Dabei scheinen manche Effekte von Maßnahmen (im stationären sowie Online-Handel) nur auf neuraler Verarbeitungsebene identifizierbar zu sein. Die Effekte auf neuraler Ebene können möglicherweise durch damit angestoßene, veränderte Verarbeitungsprozesse das Konsumentenverhalten auf lange Sicht beeinflussen und sind nicht mit klassischen Methoden erfassbar. Entsprechend ist eine theoriebasierte Erarbeitung von Kommunikationselementen vor dem Hintergrund eines neurowissenschaftlich fundierten Prozessmodells zusammen mit einer neurowissenschaftlich basierten Prüfung in der Praxis sinnvoll.

5.2.2.2 Ausbau der Anwendung von neurowissenschaftlichen Methoden in Durchführungsprozessen des Marketing

Wie zuvor beschrieben scheint die Anwendung von neurowissenschaftlichen Methoden in der Praxis sinnvoll, um den möglichen Einfluss auf das Entscheidungsverhalten von Konsumentinnen/Konsumenten vor der tatsächlichen Einführung einer Marktleistung zu testen. Entsprechend kann eine neurowissenschaftlich fundierte Erprobung nützlich sein, da bestimmte Effekte gegebenenfalls nicht durch klassische Messinstrumente erfassbar sind und mögliche Veränderungsprozesse in der Informationsverarbeitung zunächst nur auf neuraler Ebene identifizierbar sein könnten. Des Weiteren scheint der direkte Entscheidungskontext ausschlaggebend zu sein³¹, wobei mobile neurophysiologische Messmethoden³² eine Möglichkeit bieten könnten, die angesprochene Prüfung unter realitätsnahen Bedingungen durchzuführen. Erste Versuche zeigen, dass solche

²⁹ Beispielsweise kann im digitalen Kontext keine physische Interaktion mit der Marktleistung stattfinden, wodurch Theorien, wie die *Somatic Marker Theorie* (Bechara & Damasio, 2005) nur bedingte Gültigkeit haben.

³⁰ Unterschiede sind in Beitrag 3 ausgeführt.

³¹ Hiermit wird auf die Erkenntnisse aus Beitrag 2 Bezug genommen.

³² vgl. Abschnitt 5.2.1.2

Messungen möglich sind, es aber insbesondere der Offenheit seitens des Handels bedarf, um eine solche Erprobung durchzuführen und entsprechende Möglichkeiten in Form von Daten, Materialien oder Testumgebungen zur Verfügung zu stellen³³. Insbesondere durch die Integration von mobilen neuronalen Messverfahren können Einschränkungen, die mit stationären neuronalen Methoden verbundenen sind, überwunden werden³⁴. So können spezifische Gehirnregionen, die mittels mobiler Methoden messbar sind, zur Vorhersage des Erfolgs von Produkten oder Kommunikationsmaßnahmen genutzt werden³⁵. Es eröffnen sich potenzielle Anwendungen in realistischen Testumgebungen und innovative Perspektiven zur gesamtheitlichen Bemessung des Erfolges von Marketingmaßnahmen unter Einbeziehung aller Elemente, die in der Entscheidungssituation einflussnehmend sein könnten. So könnten beispielsweise kortikal entlastende Elemente eingesetzt werden und diesen Prozess störende Konflikte vermieden werden, um die Entscheidungssituation für Konsumentinnen/Konsumenten möglichst angenehm zu gestalten. Eine umfassende Untersuchung aller Elemente wäre dabei mittels mobiler neurophysiologischer Methoden, wie der fNIRS, möglich, die, wie in *Abschnitt 5.2.1.2* erläutert, in diesen Testumgebungen gegebenenfalls vorteilhafter gegenüber anderen mobilen neuronalen Messverfahren sein könnte. Entsprechend kann eine umfassende und sorgfältige Abstimmung der kommunikationspolitischen Maßnahmen für Unternehmen von hohem Wert sein, um so insbesondere Vorteile gegenüber den Wettbewerbern zu erzielen. Ein methodischer Ausbau seitens der Forschung im Hinblick auf standardisierte und valide Erhebungen mit mobilen Verfahren sollte daher zukünftig avisiert werden und bedarf dabei unter anderem insbesondere der Unterstützung und Offenheit der Praxis.

5.2.2.3 Consumer Decision Neuroscience zur Kontrolle von Marketingmanagemententscheidungen

Eine im Marketingmanagement zentrale Aufgabe ist das Innovationsmanagement, damit sich das Unternehmen dauerhaft am Markt behaupten kann (Lehmann, 1998; Meffert et al., 2019). Entsprechend ist eine der zentralen Entscheidungen, ob ein neues Produkt auf den Markt gebracht werden soll. In diesem Zusammenhang ist die Antizipation der Akzeptanz bei Konsumentinnen/Konsumenten und der damit verbundene Erfolg des Produktes von entscheidender Bedeutung,

³³ So wurde z. B. in Beitrag 2 eine reale Testumgebung in Form eines Supermarktes zur Verfügung gestellt und in Beitrag 5 und Beitrag 6 reale Daten und Materialien in den Studiendesigns genutzt.

³⁴ vgl. hierzu Krampe (2020).

³⁵ Hiermit wird explizit Beitrag 5 angesprochen.

da beträchtliche Ressourcen der Entwicklung und Einführung neuer Produkte zugewiesen werden (Guttman, 2019; Haller & Twardawa, 2014). Dabei hängt der Erfolg des neuen Produktes von einer Vielzahl von Parametern ab, die Unternehmen stets genauer versuchen zu identifizieren, um Verkäufe möglichst erfolgreich zu prognostizieren und dadurch Managemententscheidungen evidenzbasiert zu unterstützen (Castellion & Markham, 2013; Cooper & Kleinschmidt, 1987; Gobeli & Brown, 1987). Dabei scheint die prädiktive Kraft der Vorhersagemodelle sowohl von der Art als auch der Qualität der Methoden und Daten abzuhängen, die jeweils einen Teil zur Varianzaufklärung beitragen (Castellion & Markham, 2013). Im Rahmen der *Consumer Decision Neuroscience* geht man davon aus, dass allen Konsumentenentscheidungen ein neuraler Verarbeitungsprozess zugrunde liegt, der anhand einer *Unified Theory* zu beschreiben ist. Entsprechend, wären Konsumentenentscheidungen durch neurale Aktivitätsprofile antizipierbar.

Dabei scheinen bereits einzelne Gehirnregionen korrelativ Hinweise darauf geben zu können, welche Kommunikationselemente erfolgreicher sind als andere³⁶. Darüber hinaus könnte die Kombination aus neuronalen Studien und traditionellen Marktforschungsinstrumenten vor der Einführung neuer Produkte wichtige Hinweise für Managemententscheidungen liefern, die die Vorteile und Parameter aller Methoden und Datentypen nutzt. Entsprechend scheint es vorteilhaft zu sein mehrere verfügbare Datenstrukturen zu nutzen und diese effektiv zu aggregieren³⁷. Fortgeschrittene Analysemethoden ermöglichen eine solche Kombination von unterschiedlichen, umfangreichen Datenstrukturen, sodass die prädiktive Kraft jeder Datenquelle effektiv extrahiert werden kann und so die prognostische Validität insgesamt erhöht wird. Anhand der Kombination von verschiedenen Methoden und Daten konnte gezeigt werden, dass neurale Informationen die prädiktive Kraft verbessern können³⁸. Daher stellt die Kombination unterschiedlicher Methoden und Datenstrukturen, die voraussichtlich unterschiedliche Aspekte der Verarbeitungsprozesse erfassen, eine aussichtsreiche und relevante Möglichkeit dar, um die Prognose des Innovationserfolgs zu verbessern. Entsprechend ist es anzuraten, neurowissenschaftliche Erkenntnisse der *Consumer Decision Neuroscience* zu nutzen und in die Managementprozesse zu integrieren, um Managemententscheidungen substanziell und evidenzbasiert zu unterstützen.

³⁶ Hiermit wird auf Beitrag 5 Bezug genommen.

³⁷ Hiermit wird auf Beitrag 6 Bezug genommen.

³⁸ Hiermit wird auf Beitrag 6 Bezug genommen.

5.3 Kritische Reflexion

Die vorliegende Arbeit soll dazu beitragen, die sich entwickelnde *Consumer Decision Neuroscience* zu strukturieren und weiterzuentwickeln, um sie innerhalb der Wirtschaftswissenschaften zu manifestieren. Eine vollständig entwickelte Wissenschaft zeichnet sich durch ein in der Wissenschaftsgemeinschaft akzeptiertes, einheitliches Paradigma aus, dem die darin wissenschaftlich Agierenden relativ unkritisch gegenüberstehen, um sich auf die ausführliche Ausarbeitung des Paradigmas zu konzentrieren (Chalmers, 1999). In diesem Stadium befindet sich die *Consumer Decision Neuroscience* noch nicht, wie unter anderem durch die eingangs dargestellten Diskussionen und konträren Standpunkte deutlich wird. In der Theorieentwicklung zur Erklärung von Konsumentenentscheidungsprozessen (vgl. *Abschnitt 2.1*) stellen sich derzeit Dual-Process Modelle als bisher vielversprechendster Ansatz heraus. Dem ultimativen Ziel der *Consumer Decision Neuroscience* folgend, eine zugrundeliegende *Unified Theory* zu identifizieren, zeigt die vorliegende Arbeit auf, dass ein neurowissenschaftlich fundiertes Modell, das *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004), einen Rahmen für die *Consumer Decision Neuroscience* bieten könnte. Dennoch sollte das unterstellte *Reflektiv-Impulsiv Modell* (Strack & Deutsch, 2004) kritisch evaluiert werden, um zum einen mögliche Schwachstellen zu identifizieren und zum anderen die wissenschaftliche Perspektive nicht zu verengen, sodass interdisziplinäre Impulse weiterhin wahrgenommen und zugelassen werden können.

Grundsätzlich ermöglicht das *Reflektiv-Impulsiv Modell* die Integration neurowissenschaftlicher Annahmen und baut auf neurowissenschaftlich fundierten Ansätzen auf (Lieberman et al., 2002), die es erlauben, zugrundeliegende Verarbeitungsprozesse zu identifizieren, diese anzuwenden und zu nutzen, um Konsumentenentscheidungen zu unterstützen und zu prognostizieren. Dabei lassen sich neurowissenschaftliche Theorien und Erkenntnisse, wie in dieser Arbeit gezeigt, in das Modell übertragen (z. B. regulatorische Fokus Theorie). Folglich können auch beispielsweise neurobiologische Prozessmodelle, wie die bekannte *Hypothese der somatischen Marker* (Bechara & Damasio, 2005; Damasio, 1996), in diesen umfassenden Rahmen eingeordnet werden. Allgemein gesprochen unterstellt die Hypothese der somatischen Marker, wobei mit der Iowa Gambling Task³⁹ experimentell verdeutlicht werden kann, dass emotionale Erfahrungen anhand von somatischen Markern bereits frühzeitig in (neuro-)physiologischen

³⁹ „Hierbei handelt es sich um ein experimentelles Paradigma, [...] [bei dem] Teilnehmer in mehreren Runden je eine Karte aus vier verschiedenen Spielkart stapeln (A, B, C und D) auswählen, [die mit unterschiedlichen hohen Gewinn- und Verlustbeträgen assoziiert sind. Dabei führen die] Karten von den Stapeln A und B zwar zu kurzfristigerem, größerem Erfolg,

Reaktionen verinnerlicht werden. Diese beeinflussen anschließend das Entscheidungsverhalten und sind bei Personen mit Schädigung im vmPFC⁴⁰ nicht mehr abrufbar, sodass deren Entscheidungen entsprechend der vorangegangenen emotionalen Erfahrung nicht mehr erleichtert oder gelenkt werden können (Bechara & Damasio, 2005; Damasio, 1996). Im Rahmen des *Reflektiv-Impulsiv Modell* könnte dies darauf hinweisen, dass beispielsweise der reflektive Verarbeitungsprozess nicht mehr auf assoziative Verarbeitungsprozesse zugreifen kann und somit gezieltes Aktivieren oder *Intending* seitens des reflektiven Verarbeitungsprozessstyps nicht möglich ist. So könnte bei neural intakten Verarbeitungsprozessen unterstellt werden, dass beispielsweise im impulsiven Typ die assoziativen Verbindungen ein erfahrungsgemäßes Bewusstsein erzeugen. Dieses Bewusstsein entsteht, ohne den genauen Ursprung des Empfindens zu kennen, welches wiederum entsprechende Entscheidungsprozesse des reflektiven Prozessstyps lenken kann. Folglich könnte der vmPFC die Verbindung zwischen reflektiver Verarbeitung und dem impulsiven Prozessstyp aufzeigen, wie beispielsweise affektive Bewertungsprozesse (Bartra et al., 2013; Hare et al., 2009).

Wie bereits in *Kapitel 3* angemerkt, ist die Übersetzung der größtenteils psychologischen Konstrukte innerhalb des Modells auf neurale Strukturen und Prozesse eher hypothetischer Natur und könnte auch mit einer Vielzahl an anderen Prozessen erklärt werden, was auch bereits an anderen Stellen beispielsweise für kognitive Prozesse erörtert wurde (Camerer et al., 2013). Entsprechend müssen die Interpretationen kritisch betrachtet und ihnen kann nur eine bedingte Gültigkeit zugeschrieben werden. Insbesondere vor dem Hintergrund, dass neurale Strukturen mit hoher lokalisatorischer Signifikanz für Verarbeitungsprozesse oftmals die Ausnahme sind und zumeist von Prozessnetzwerken ausgegangen wird (Kenning, 2020), sollte die Zuordnung der assoziierten Gehirnstrukturen auch in der vorliegenden Arbeit als zwar vertretbare und sachlogisch abgeleitete Interpretation verstanden, jedoch ebenso von einer hypothetischen Zuordnung ausgegangen werden. Es gibt bereits erste Überlegungen, wie man das beschriebene Problem minimieren kann, indem man beispielsweise eine bayesianische Analyse verwendet, um die Spezifität der Aktivierung in einer

Karten von den Stapeln C und D [sind] jedoch langfristig vorteilhafter“ (Kenning, 2020, S. 160).

⁴⁰ Ein bekanntes Beispiel für einen solchen Patienten ist Phineas Gage, dem bei einem Unfall eine Eisenstange von unten nach oben durch den Schädel stieß und eine Läsion im OFC/vmPFC verursachte (Gazzaniga & Ivry, 2013).

Gehirnregion für einen bestimmten (neuro-)psychologischen Prozess zu schätzen⁴¹ (Ariely & Berns, 2010; Krampe, 2020). Diese Überlegung bedarf zurzeit jedoch noch weiterer Ausarbeitung und wissenschaftlicher Umsetzung. Eine kritische Evaluation der Übersetzungen von neuropsychologischen Konstrukten ist daher unabdingbar, um dem wissenschaftlichen Anspruch gerecht zu werden und die *Consumer Decision Neuroscience* evidenzbasiert und neurowissenschaftlich fundiert weiterzuentwickeln.

Nichtsdestotrotz haben Dual-Process Ansätze und das in der vorliegenden Arbeit unterstellte *Reflektiv-Impulsiv Modell* in der Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung und entsprechend auch in der *Consumer Decision Neuroscience* bisher durch erfolgreiche und intuitiv verständliche Anwendungen, ohne auf eine Vielzahl von widersprüchlichen Ergebnissen zu stoßen, als umfassender Rahmen überzeugt. Dennoch ist die Frage berechtigt, die auch bereits in der Disziplin gestellt wird (Grayot, 2020), ob Dual-Process Theorien tatsächlich einer realistischen Beschreibung der Entscheidungsfindung näher kommen oder nur einen relativ globalen anwendbaren Rahmen darstellen, unter dem viele Evidenzen summiert werden können (Grayot, 2020). In diesem Zusammenhang, und wie in *Abschnitt 2.1* bereits beschrieben, sind Paradoxien meist Indikatoren dafür, dass bisherige Erklärungsmodelle an ihre explikativen Grenzen stoßen. Solche Paradoxien stellen für bisherige Dual-Process Theorien beispielsweise Entwicklungsumkehrungen (*Developmental Reversals*) dar, bei denen Kinder und Unerfahrene bessere Ergebnisse erzielen als Erwachsene und Fachkräfte, sodass vorhersagbare Verzerrungen und Fehler mit dem Alter und der Erfahrung zunehmen (Brainerd, Reyna, & Ceci, 2008; Brainerd, Reyna, & Zember, 2011; Reyna & Brainerd, 2011; Reyna, Chick, Corbin, & Hsia, 2014).

Daher sollten weiterhin neue Erklärungsmodelle gesucht werden, um den weiteren wissenschaftlichen Fortschritt der *Consumer Decision Neuroscience* hin zu einer *Unified Theory* zu ermöglichen. Dabei könnte ein nächster Schritt sein, die Entwicklungsschritte hin zu verschiedenen Entscheidungsprozessen besser zu verstehen und erfolgreich zu modellieren, um u. a. auch Änderungsprozesse effektiver anstoßen zu können. Vor dem Hintergrund des biologischen Determinismus könnte dieser Weg sinnvoll sein, da das Gehirn als einziges Organ über eine lebenslange Plastizität verfügt und neurobiologische Verarbeitungsprozesse, vor allem in den frühen Lebensjahren, hoch adaptiv sind (Gazzaniga & Ivry,

⁴¹ Die Anwendung einer solchen Analyse wurde bereits an anderer Stelle expliziert, sodass an dieser Stelle auf eine Wiederholung verzichtet wird und an entsprechende Stellen verwiesen wird (vgl. Krampe, 2020, S. 18 ff).

2013; Kalat, 2009). Folglich könnten Impulse aus der kognitiven und neurowissenschaftlichen Entwicklungspsychologie wertvolle Hinweise liefern, die bisher noch nicht in die Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung integriert wurden (Samson & Voyer, 2012), jedoch in neusten Publikationen erste Anwendung in assoziierten Disziplinen finden (Levine, 2019; Reyna & Brust-Renck, 2020). In diesem Zusammenhang soll die *Fuzzy Trace Theorie* (Brainerd & Reyna, 2002; Reyna & Brainerd, 1995; Setton, Wilhelms, Weldon, Chick, & Reyna, 2014) als neue Alternative zu bisherigen Dual-Process Modellen kurz skizziert werden, um diese als eine mögliche, zukünftig zu integrierende Theorie in der *Consumer Decision Neuroscience* einzuführen. Die *Fuzzy Trace Theorie* weicht von einer assoziativ-regelbasierten Unterscheidung der Verarbeitungsprozesse ab und stellt den Grad des Abstrahierens als zentrale Funktion der Verarbeitungsprozesse in den Fokus. Auch diese Theorie nutzt Erkenntnisse aus der neurowissenschaftlichen und neuropathologischen Forschung sowie der Entwicklungspsychologie und bietet dadurch Erklärungsansätze, die bei bisherigen Theorien als Paradoxien (z. B. *Developmental Reversals*) charakterisiert werden.

Die *Fuzzy Trace Theorie* ist eine umfassende Theorie zur Erklärung von Gedächtnis- und Verarbeitungsprozessen und liefert Erklärungsansätze dazu, wie sich Verarbeitungsprozesse im Verlauf der Entwicklung oder aufgrund von Expertise und sozialem Umfeld verändern (Brainerd & Reyna, 2002; Reyna & Brainerd, 1995; Setton et al., 2014). Wie alle Dual-Process Theorien, unterscheidet die *Fuzzy Trace Theorie* zwei Arten von Verarbeitungsprozessen – Gist⁴² und Verbatim⁴³ – wobei die Fähigkeit zum Abstrahieren eine zentrale Funktion für höhere Kognition darstellt (Brainerd & Reyna, 2002; Reyna & Brainerd, 1995; Setton et al., 2014). Dabei werden höher kognitive Verarbeitungsprozesse dem Gist zugeordnet, die dem Verarbeitungsobjekt eine intuitive, pragmatische Bedeutung zuschreiben, indem sie die Bedeutung von verarbeiteten Reizen abstrahieren (Brainerd & Reyna, 2002; Reyna & Brainerd, 1995; Setton et al., 2014). Dahingegen werden bei Verarbeitungsprozessen des Verbatim die exakten, ‚wörtlichen‘ Details von Reizen verarbeitet (Brainerd & Reyna, 2002; Reyna & Brainerd, 1995; Setton et al., 2014). Anhand von vier grundlegenden Prinzipien lässt sich die *Fuzzy Trace Theorie* skizzieren (Brainerd & Reyna, 2002; Reyna & Brainerd, 1995; Setton et al., 2014):

⁴² Gist (dt. Quintessenz) Verarbeitungsprozesse repräsentieren Informationen anhand ihrer abstrahierten, unscharfen (‘fuzzy’) Bedeutung.

⁴³ Verbatim Repräsentationen beschreiben Informationen detailliert und ‚wörtlich‘ und stehen den Gist-Prozessen auf einem Kontinuum der Verarbeitung gegenüber.

- (1) *Eine Information wird mit einem unterschiedlichen Grad an Präzision in mehreren Darstellungen verarbeitet:* Die verschiedenen Darstellungen einer Information können auf einem Kontinuum von Verbatism zu Gist dargestellt werden. Verbatism ist dabei die oberflächliche Form der Darstellung anhand von einzelnen Details und steht auf dem Kontinuum dem Gist gegenüber, der die essenzielle Bedeutung kodiert⁴⁴.
- (2) *Gist- und Verbatism-Darstellungen werden unabhängig und parallel verarbeitet, gespeichert und abgerufen:* Dadurch, dass ein Reiz in verschiedenen, unabhängig voneinander verarbeiteten Darstellungen kodiert werden kann, können unterschiedliche und auch teilweise entgegengesetzte Darstellungen derselben Information vorhanden sein⁴⁵.
- (3) *Im Erwachsenenalter neigt man eher zu einer unscharfen (fuzzy) Verarbeitungspräferenz:* Eine unscharfe Verarbeitungspräferenz bedeutet, dass man sich für die Erledigung einer Aufgabe auf das Wesentliche verlässt, was für die Bearbeitung dieser Aufgabe erforderlich ist.
- (4) *Mit zunehmendem Alter und Expertise wird öfter auf Gist-Darstellungen zurückgegriffen:* Dieses Prinzip führt zu testbaren, konträren Vorhersagen zu traditionellen Dual-Process Theorien⁴⁶, wodurch die sogenannten *Developmental Reversals* erklärt werden können (Brainerd et al., 2011; Reyna et al., 2014).

Validierung erhält diese Theorie aus der Entwicklungspsychologie und den damit verbundenen neurobiologischen Veränderungen, die mit zunehmendem Alter stattfinden⁴⁷ sowie ersten Studien, bei denen neurale Strukturen mit den beiden Arten der Verarbeitung assoziiert werden⁴⁸ (Reyna & Huettel, 2014; Venkatraman et al., 2009). Diese ersten Studien sind vielversprechend, jedoch bedarf es in diesem Bereich noch weiterer Forschung, um diese beiden Verarbeitungsprozesse

⁴⁴ Man könnte das Darstellungskontinuum mit einer Skaleneinteilung vergleichen, von numerisch und ordinal hinzu kategorisch.

⁴⁵ Diese Art der Verarbeitungsprozesse erlaubt es, paradoxe Effekte zu erklären (z. B. Framing Effekte bei Risikoentscheidungen; Reyna & Brainerd, 2011; Reyna & Brust-Renck, 2020).

⁴⁶ Traditionelle Dual-Process Theorien gehen davon, dass mit zunehmendem Alter und Expertise die analytische, weniger heuristische Verarbeitung zunimmt.

⁴⁷ So können Veränderungen in der Gehirnstruktur z. B. durch Synaptic Pruning oder zunehmende Myelinisierung von neuronalen Verbindungen, der Verschiebung von Verbatism zu Gist-basierter Verarbeitung zugrunde liegen.

⁴⁸ Hierbei ist erneut die zuvor geschilderte Problematik der umgekehrten Inferenz zu beachten.

und damit die *Fuzzy Trace Theorie* weiter zu validieren und als mögliche *Unified Theory* zu prüfen. Bis dahin können die Erkenntnisse Hinweise liefern, um bestehende Modelle zu verfeinern und sollten als mögliche Alternativerklärung einbezogen werden. Die *Fuzzy Trace Theorie* stellt einen bedeutenden, alternativen und auch komplementären Ansatz dar, der voraussichtlich in den nächsten Jahren die Teildisziplin der *Consumer Decision Neuroscience* beeinflussen wird. Entsprechend sollte diese Theorie vor dem Hintergrund der kritischen Würdigung der vorliegenden Arbeit an dieser Stelle zur Kenntnis genommen und als potenzielle Alternative berücksichtigt werden.

Open Access Dieses Kapitel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>) veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Kapitel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.





Schlussbemerkung

6

Im modernen Verständnis des Marketing als marktorientierte Unternehmensführung fokussiert dieses die Bedürfnisse von nachfragenden Gruppen bei allen Unternehmensaktivitäten und verfolgt das Ziel Bedürfnisse und Verhalten der Kundinnen/Kunden zu verstehen, zu antizipieren und zu befriedigen (Meffert et al., 2019). Erkenntnisse aus der Marketingforschung und im Speziellen der Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung bilden die Grundlage für Marketingentscheidungen, indem zugrundeliegende Bedürfnisse der Kundinnen/Kunden und Konsumentinnen/Konsumenten durch Nutzung geeigneter Methoden analysiert und antizipiert werden. Dabei charakterisiert sich die Käufer- und Konsumentenverhaltensforschung durch ein hohes Maß an Interdisziplinarität, wobei Ansätze aus betriebswirtschaftlich fachfremden Disziplinen integriert werden, um Konsumentenentscheidungsprozesse umfassender zu beschreiben und zu erklären. Entsprechend entstehen Synergien, aber auch Kontroversen, die sich in verschiedenen Modellen widerspiegeln, jedoch alle das ultimative Ziel verfolgen, die Bedingungen und Prozesse zu identifizieren, die den Phänomenen zugrunde liegen. Einen wichtigen Beitrag zur Prüfung und Modifizierung der Modelle leistete die Integration von neurowissenschaftlichen Erkenntnissen, Theorien, Konzepten und Methoden zur Untersuchung des Entscheidungsverhaltens von Konsumentinnen/Konsumenten mit dem übergeordneten Ziel, eine *Unified Theory* zur Erklärung der Konsumentenentscheidungsprozesse zu beschreiben. Entsprechend konstituiert sich die *Consumer Decision Neuroscience*, die im Rahmen der vorliegenden Arbeit definiert wird und anhand der wissenschaftlichen Beiträge dem übergeordneten Ziel näherkommen soll, um Evidenzen für zugrundeliegende Entscheidungsprozesse zu identifizieren und diese in einen theoretisch

konzeptionellen Rahmen einzugliedern. Unter Berücksichtigung eines neurowissenschaftlich fundierten Dual-Process Modells wurden ausgewählte Beiträge vorgestellt und Erkenntnisse für die Wissenschaft und Praxis auf theoretischer und methodischer Ebene herausgearbeitet, die die Weiterentwicklung der Disziplin und insbesondere der Konsumentenverhaltensforschung ermöglichen. So konnte gezeigt werden, dass ein neurowissenschaftlich fundiertes Modell einen Rahmen für die *Consumer Decision Neuroscience* bietet, um Konsumentenentscheidungsprozesse beschreiben zu können und durch Annahme dieses Modells Konsumentenentscheidungen effektiver zu unterstützen sowie Konsumentenverhalten erfolgreich vorherzusagen. Die vorliegende Arbeit trägt dazu bei, die *Consumer Decision Neuroscience* weiterzuentwickeln, um sie im Sinne eines wissenschaftlichen Fortschritts unter Berücksichtigung aktueller Entwicklungen und durch kritische Reflexion innerhalb der Wirtschaftswissenschaften zu etablieren.

Open Access Dieses Kapitel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>) veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Kapitel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.



Literaturverzeichnis

- Ahlert, D., Kenning, P., & Brock, C. (2018). *Handelsmarketing*. Springer.
- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50, 179–211. <https://doi.org/10.15288/jsad.2011.72.322>.
- Alves, C. A., Lopes, E. L., & Hernandez, J. M. da C. (2017). It makes me feel so good: An experimental study of the placebo effect generated by brands. *Journal of International Consumer Marketing*, 29(4), 223–238. <https://doi.org/10.1080/08961530.2017.1310645>.
- Amaro Jr, E., & Barker, G. J. (2006). Study design in fMRI: Basic principles. *Brain and Cognition*, 60(3), 220–232.
- American Marketing Association. (2017). Definition of marketing. Retrieved from <https://www.ama.org/the-definition-of-marketing-what-is-marketing/>.
- Andersen, L. M. (2011). Animal welfare and eggs – Cheap talk or money on the counter? *Journal of Agricultural Economics*, 62(3), 565–584. <https://doi.org/10.1111/j.1477-9552.2011.00310.x>.
- Angner, E., & Loewenstein, G. (2012). Behavioral economics. In U. Mäki (Ed.), *Handbook of the Philosophy of Science* (pp. 641–689). Amsterdam: Elsevier.
- Ariely, D., & Berns, G. S. (2010). Neuromarketing: The hope and hype of neuroimaging in business. *Nature Reviews Neuroscience*, 11(4), 284–292. <https://doi.org/10.1038/nrn2795>.
- Armstrong, J. S., Green, K. C., & Graefe, A. (2015). Golden rule of forecasting: Be conservative. *Journal of Business Research*, 68(8), 1717–1731.
- ArunKumar, K. E., Kalaga, D. V., Kumar, C. M. S., Chilkoor, G., Kawaji, M., & Brenza, T. M. (2021). Forecasting the dynamics of cumulative COVID-19 cases (confirmed, recovered and deaths) for top-16 countries using statistical machine learning models: Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Averag. *Applied Soft Computing*, 103, 107161.
- Aspinall, P., Mavros, P., Coyne, R., & Roe, J. (2015). The urban brain: Analysing outdoor physical activity with mobile EEG. *British Journal of Sports Medicine*, 49(4), 272–276.
- Athey, S., Catalini, C., & Tucker, C. (2017). *The digital privacy paradox: Small money, small costs, small talk*. National Bureau of Economic Research Working Paper.
- Azer, J., & Alexander, M. (2020). Negative customer engagement behaviour: The interplay of intensity and valence in online networks. *Journal of Marketing Management*, 36(3–4), 361–383.

- Balardin, J. B., Zimeo Morais, G. A., Furucho, R. A., Trambaiolli, L., Vanzella, P., Biazoli Jr, C., & Sato, J. R. (2017). Imaging brain function with functional near-infrared spectroscopy in unconstrained environments. *Frontiers in Human Neuroscience, 11*, 258.
- Baldo, D., Parikh, H., Piu, Y., & Müller, K.-M. (2015). Brain waves predict success of new fashion products: A practical application for the footwear retailing industry. *Journal of Creating Value, 1*(1), 61–71. <https://doi.org/10.1177/2394964315569625>.
- Baldo, J. V., Paulraj, S. R., Curran, B. C., & Dronkers, N. F. (2015). Impaired reasoning and problem-solving in individuals with language impairment due to aphasia or language delay. *Frontiers in Psychology, 6*(OCT), 1–14. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.01523>.
- Banerjee, S., Bhattacharyya, S., & Bose, I. (2017). Whose online reviews to trust? Understanding reviewer trustworthiness and its impact on business. *Decision Support Systems, 96*, 17–26.
- Bänsch, A. (1996). *Käuferverhalten* (9th ed.). München, Wien: R. Oldenburg Verlag.
- Barnett, S. B., & Cerf, M. (2017). A ticket for your thoughts: Method for predicting content recall and sales using neural similarity of moviegoers. *Journal of Consumer Research, 44*(1), 160–181.
- Bartra, O., McGuire, J. T., & Kable, J. W. (2013). The valuation system: A coordinate-based meta-analysis of BOLD fMRI experiments examining neural correlates of subjective value. *NeuroImage, 76*, 412–427. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2013.02.063>.
- Bass, F. M. (1969). A new product growth for model consumer durables. *Management Science, 15*(5), 215–227.
- Bauer, R. (2001). *Klientenrechte und Nutzerstrukturen sozialer Dienste* (No. 5). Frankfurt am Main.
- Bauer, R. (2013). *Personenbezogene Soziale Dienstleistungen: Begriff, Qualität und Zukunft*. VS Verlag für Sozialwissenschaften. Retrieved from <https://books.google.de/books?id=wCYeBgAAQBAJ>.
- Beard, C., & Easingwood, C. (1996). New product launch: Marketing action and launch tactics for high-technology products. *Industrial Marketing Management, 25*(2), 87–103. [https://doi.org/10.1016/0019-8501\(95\)00037-2](https://doi.org/10.1016/0019-8501(95)00037-2).
- Bechara, A., & Damasio, A. R. (2005). The somatic marker hypothesis: A neural theory of economic decision. *Games and Economic Behavior, 52*(2), 336–372. <https://doi.org/10.1016/j.geb.2004.06.010>.
- Beck, H. P., & Irons, G. (2009). Finding little Albert. *American Psychologist, 64*, 605–614. Retrieved from <https://issuu.com/thepsychologist/docs/0511?mode=embed&layout=http%3A%2F%2Fskin.issuu.com%2Fv%2Fdark%2Flayout.xml&showFlipBtn=true&proShowMenu=true&proShowSidebar=true>.
- Becker, G. M., DeGroot, M. H., & Marschak, J. (1964). Measuring utility by a single-response sequential method. *Behavioral Science, 9*, 226–232.
- Becker, J., & Schütte, R. (2004). *Handelsinformationssysteme*, Redline Wirtschaft. Frankfurt Am Main.
- Bell, S. J., & Eisingerich, A. B. (2007). The paradox of customer education. *European Journal of Marketing, 41*(1), 1–14.
- Beneke, J., Cumming, A., & Jolly, L. (2013). The effect of item reduction on assortment satisfaction – A consideration of the category of red wine in a controlled retail setting. *Journal of Retailing and Consumer Services, 20*(3), 282–291. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2013.01.007>.

- Benhabib, J., & Bisin, A. (2005). Modeling internal commitment mechanisms and self-control: A neuroeconomics approach to consumption-saving decisions. *Games and Economic Behavior*, 52(2), 460–492.
- Berger, H. (1931). Über das Elektroencephalogramm des Menschen. *Archiv Für Psychiatrie Und Nervenkrankheiten*, 94(1), 16–60.
- Bernoulli, D. (1738). Specimen Theoriae Novae de Mensura Sortis. *Commentarii Academiae Scientiarum Imperialis Petropolitanae*, 5, 175–192.
- Berns, G. S. (2005). Price, placebo, and the brain. *Journal of Marketing Research*, 42(4), 399–400. <https://doi.org/10.1509/jmkr.2005.42.4.399>.
- Berns, G. S., & Moore, S. E. (2012). A neural predictor of cultural popularity. *Journal of Consumer Psychology*, 22(1), 154–160. <https://doi.org/10.1016/j.jcps.2011.05.001>.
- Berrar, D. (2019). Cross-validation. In S. Ranganathan, M. Gribskov, K. Nakai, & C. Schönbach (Eds.), *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology* (pp. 542–545). Academic Press.
- Beschluss der Verbraucherkommission. (2012). *Empfehlungen zum Thema Lebensmittelkennzeichnung*.
- Bhaskaran, S. R., & Krishnan, V. (2009). Effort, revenue, and cost sharing mechanisms for collaborative new product development. *Management Science*, 55(7), 1152–1169.
- BI. (2016). Homo oeconomicus. In *Duden Wirtschaft von A bis Z: Grundlagenwissen für Schule und Studium, Beruf und Alltag* (6th ed.). Bundeszentrale für politische Bildung 2016.
- Biyalogorsky, E., Boulding, W., & Staelin, R. (2006). Stuck in the past: Why managers persist with new product failures. *Journal of Marketing*, 70(2), 108–121.
- Bjork, D. W. (1997). BF Skinner: A life. American Psychological Association.
- Blackwell, R. D., Miniard, P. W., & Engel, J. F. (2001). *Consumer behavior*. Fort Worth, Texas: Harcourt College Publishers.
- Blättel-Mink, B., & Kenning, P. (2019). *Paradoxien des Verbraucherverhaltens: Dokumentation der Jahreskonferenz 2017 des Netzwerks Verbraucherforschung*. Springer Fachmedien Wiesbaden. Retrieved from <https://books.google.de/books?id=1IyCDwAAQBAJ>.
- Boas, D. A., Elwell, C. E., Ferrari, M., & Taga, G. (2014). Twenty years of functional near-infrared spectroscopy: Introduction for the special issue. *NeuroImage*, 85, 1–5. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2013.11.033>.
- Boettiger, C. A., Mitchell, J. M., Tavares, V. C., Robertson, M., Joslyn, G., D’Esposito, M., & Fields, H. L. (2007). Immediate reward bias in humans: Fronto-parietal networks and a role for the Catechol-O-Methyltransferase 158 Val/Val genotype. *Journal of Neuroscience*, 27(52), 14383–14391. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.2551-07.2007>.
- Boksem, M. A. S., & Smidts, A. (2015). Brain responses to movie trailers predict individual preferences for movies and their population-wide commercial success. *Journal of Marketing Research*, 52(4), 482–492. <https://doi.org/10.1509/jmr.13.0572>.
- Boogaard, B. K., Oosting, S. J., & Bock, B. B. (2006). Elements of societal perception of farm animal welfare: A quantitative study in The Netherlands. *Livestock Science*, 104(1–2), 13–22. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2006.02.010>.
- Boto, E., Holmes, N., Leggett, J., Roberts, G., Shah, V., Meyer, S. S., ... Brookes, M. J. (2018). Moving magnetoencephalography towards real-world applications with a wearable system. *Nature*, 555(7698), 657–661. <https://doi.org/10.1038/nature26147>.

- Bottger, T., Rudolph, T., Evanschitzky, H., & Pfrang, T. (2017). Customer inspiration: Conceptualization, scale development, and validation. *Journal of Marketing*, 81(6), 116–131. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0007>.
- Botvinick, M. M., & Cohen, J. D. (2014). The computational and neural basis of cognitive control: Charted territory and new frontiers. *Cognitive Science*, 38(6), 1249–1285.
- Botvinick, M. M., Cohen, J. D., & Carter, C. S. (2004). Conflict monitoring and anterior cingulate cortex: An update. *Trends in Cognitive Sciences*, 8(12), 539–546. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2004.10.003>.
- bpb. (2016). Verbraucherpolitik – Konsumpolitik, Verbraucherinformation, Verbraucherberatung, Verbraucherbildung. In *Duden Wirtschaft von A bis Z: Grundlagenwissen für Schule und Studium, Beruf und Alltag* (6th ed.).
- Brainerd, C. J., & Reyna, V. F. (2002). Fuzzy-trace theory: Dual processes in memory, reasoning, and cognitive neuroscience. *Advances in Child Development and Behavior* (Vol. 28). Elsevier Masson SAS. [https://doi.org/10.1016/S0065-2407\(02\)80062-3](https://doi.org/10.1016/S0065-2407(02)80062-3).
- Brainerd, C. J., Reyna, V. F., & Ceci, S. J. (2008). Developmental reversals in false memory: A review of data and theory. *Psychological Bulletin*, 134(3), 343.
- Brainerd, C. J., Reyna, V. F., & Zember, E. (2011). Theoretical and forensic implications of developmental studies of the DRM illusion. *Memory & Cognition*, 39(3), 365–380.
- Bray, J. (2000). Consumer behaviour theory: Approaches and models. *International Journal of Social Psychiatry*, 46(1), 21–33. <https://doi.org/10.1177/002076400004600104>.
- Brewer, M. B. (1988). A dual process model of impression formation. In T. K. Srull & R. S. Wyer (Eds.), *Advances in social cognition* (1st ed., pp. 1–36). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Briesemeister, B., & Selmer, W. K. (2020). *Neuromarketing in der Praxis: Den Emotionen auf der Spur – implizite Kaufstreiber erkennen und als Verkaufstreiber nutzen*. (B. Briesemeister & W. K. Selmer, Eds.), *Neuromarketing in der Praxis* (1st ed.). Wiesbaden: Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-27686-7>.
- Brigadói, S., & Cooper, R. J. (2015). How short is short? Optimum source-detector distance for short-separation channels in functional near-infrared spectroscopy. *Neurophotonics*, 2(2), 1–9. <https://doi.org/10.1117/1.nph.2.2.025005>.
- Brocke, J. Vom, Riedl, R., & Léger, P.-M. (2013). Application strategies for neuroscience in information systems design science research. *Journal of Computer Information Systems*, 53(3), 1–13.
- Brockhaus. (2018). Kunde. In *Brockhaus*.
- Brockhaus. (2020). Verbraucher (Wirtschaft). In *Brockhaus*.
- Bruhn, M. (2019). *Marketing – Grundlagen für Studium und Praxis* (14th ed.). Wiesbaden: Springer Gabler.
- Bruno, H. A., & Plassmann, H. (2014). Michel et Augustin Cookies: Culinary adventurers competing against food industry giants. *Insead Publishing*. Retrieved from <https://publishing.insead.edu/case/michel-et-augustin>.
- Brysbaert, M., & Rastle, K. (2009). *Historical and conceptual issues in psychology*. Pearson Education.
- BVE. (2020). Marktanteile der führenden Unternehmen im Lebensmittelhandel in Deutschland in den Jahren 2009 bis 2019. Retrieved September 7, 2020, from <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/4916/umfrage/marktanteile-der-5-groessten-lebensmitteleinzelhaendler/>.

- Çakir, M. P., Çakar, T., Giriskan, Y., Yurdakul, D., Çakir, P. M., Çakar, T., ... Yurdakul, D. (2018). An investigation of the neural correlates of purchase behavior through fNIRS. *European Journal of Marketing*, 52(1–2), 224–243. <https://doi.org/10.1108/EJM-12-2016-0864>.
- Cambridge Academic Content Dictionary. (2020). paradox. In *Cambridge Academic Content Dictionary*. Cambridge University Press. Retrieved from <https://dictionary.cambridge.org/de/worterbuch/englisch/paradox>.
- Camerer, C., Loewenstein, G., & Prelec, D. (2005). Neuroeconomics: How neuroscience can inform economics. *Journal of Economic Literature*, 43(1), 9–64. <https://doi.org/10.1257/0022051053737843>.
- Camerer, C., Smith, A., Kuhnen, C. M., Wargo, D. T., Samanez-Larkin, G., Montague, R., ... Kenning, P. H. (2013). Correspondence: Are cognitive functions localizable? Colin Camerer et al. versus Marieke van Rooij and John G. Holden. *Journal of Economic Perspectives*, 27(2), 247–250.
- Cantini, A., & Bruni, R. (2017). Paradoxes and contemporary logic. In *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*. Edward N. Zalta. Retrieved from <https://plato.stanford.edu/entries/paradoxes-contemporary-logic/>.
- Cao, C. C., & Reimann, M. (2020). Data triangulation in consumer neuroscience: Integrating functional neuroimaging with meta-analyses, psychometrics, and behavioral data. *Frontiers in Psychology*, 11(November). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.550204>.
- Carlén, M. (2017). What constitutes the prefrontal cortex? *Science*, 358(6362), 478–482. <https://doi.org/10.1126/science.aan8868>.
- Carter, C. S., & van Veen, V. (2007). Anterior cingulate cortex and conflict detection: An update of theory and data. *Cognitive, Affective & Behavioral Neuroscience*, 7(4), 367–379. <https://doi.org/10.3758/cabn.7.4.367>.
- Castellion, G., & Markham, S. K. (2013). Perspective: New product failure rates: Influence of argumentum ad populum and self-interest. *Journal of Product Innovation Management*, 30(5), 976–979.
- Cha, K. C., Suh, M., Kwon, G., Yang, S., & Lee, E. J. (2019). Young consumers' brain responses to pop music on Youtube. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 32(5), 1132–1148. <https://doi.org/10.1108/APJML-04-2019-0247>.
- Chaiken, S. (1987). The heuristic model of persuasion. In *Social influence: the ontario symposium* (Vol. 5, pp. 3–39).
- Chaiken, S., & Trope, Y. (1999). *Dual-process theories in social psychology*. New York: Guilford Press.
- Chalmers, A. F. (1999). *What is this thing called science?* (3rd ed.). St. Lucis, Queensland: University of Queensland Press.
- Chandrasekaran, D., & Tellis, G. J. (2017). A critical review of marketing research on diffusion of new products. *Review of Marketing Research*, 39–80.
- Chernev, A. (2006). Decision focus and consumer choice among assortments. *Journal of Consumer Research*, 33(1), 50–59. <https://doi.org/10.1086/504135>.
- Chernev, A., Böckenholt, U., & Goodman, J. (2012). Choice overload: A conceptual review and meta-analysis. *Journal of Consumer Psychology*, 25(2), 333–358. <https://doi.org/10.1016/j.jcps.2014.08.002>.

- Chib, V. S., Rangel, A., Shimojo, S., & O'Doherty, J. P. (2009). Evidence for a common representation of decision values for dissimilar goods in human ventromedial prefrontal cortex. *Journal of Neuroscience*, *29*(39), 12315–12320.
- Cho, C.-H., Lee, J.-G., & Tharp, M. (2001). Different forced-exposure levels to banner advertisements. *Journal of Advertising Research*, *41*(4), 45–56. Retrieved from <http://www.journalofadvertisingresearch.com/content/41/4/45.abstract>.
- Cho, S. S., Ko, J. H., Pellicchia, G., Van Eimeren, T., Cilia, R., & Strafella, A. P. (2010). Continuous theta burst stimulation of right dorsolateral prefrontal cortex induces changes in impulsivity level. *Brain Stimulation*, *3*(3), 170–176. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2011.06.006.A>.
- Chomsky, N. (1959). A review of BF Skinner's Verbal Behavior. *Language*, *35*(1), 26–58.
- Chong, E., Han, C., & Park, F. C. (2017). Deep learning networks for stock market analysis and prediction: Methodology, data representations, and case studies. *Expert Systems with Applications*, *83*, 187–205.
- Chowdhury, R. M. M. I., Olsen, G. D., & Pracejus, J. W. (2008). Affective responses to images in print advertising: Affect integration in a simultaneous presentation context. *Journal of Advertising*, *37*(3), 7–18. <https://doi.org/10.2753/JOA0091-3367370301>.
- Cohen, D. (1968). Magnetoencephalography: Evidence of magnetic fields produced by alpha-rhythm currents. *Science*, *161*(3843), 784–786.
- Coleman, J. S., & Fararo, T. J. (1992). Rational choice theory. *New York: Sage*.
- Coles, N. A., Larsen, J. T., & Lench, H. C. (2019). A meta-analysis of the facial feedback literature: Effects of facial feedback on emotional experience are small and variable. *Psychological Bulletin*, *145*(6), 610.
- Collins, J. (2019). Gigerenzer versus Kahneman and Tversky: The 1996 face-off. Retrieved October 23, 2020, from <https://jasoncollins.blog/2019/04/01/gigerenzer-versus-kahneman-and-tversky-the-1996-face-off/>.
- Conner, M., & Armitage, C. J. (1998). Extending the theory of planned behavior: A review and avenues for further research. *Journal of Applied Social Psychology*, *28*(15), 1429–1464. <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.1998.tb01685.x>.
- Cooper, R. G. (1979). The dimensions of industrial new product success and failure. *Journal of Marketing*, *43*(3), 93–103.
- Cooper, R. G. (2011). *Winning at new products: Creating value through innovation*. Basic Books.
- Cooper, R. G., Edgett, S. J., & Kleinschmidt, E. J. (2004). Benchmarking best NPD practices. *Research-Technology Management*, *47*(1), 31–43.
- Cooper, R. G., & Kleinschmidt, E. J. (1987). Success factors in product innovation. *Industrial Marketing Management*, *16*(3), 215–223.
- Cooper, R. G., & Kleinschmidt, E. J. (1995). Benchmarking the firm's critical success factors in new product development. *Journal of Product Innovation Management*, *12*, 374–391.
- Craik, F. I. M., & Lockhart, R. S. (1972). Levels of processing: A framework for memory research. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, *11*(6), 671–684.
- Crews, F. C. (1998). *Unauthorized Freud: Doubters confront a legend*. Viking.
- Crowe, E., & Higgins, E. T. (1997). Regulatory focus and strategic inclinations: Promotion and prevention in decision-making. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *69*(2), 117–132. <https://doi.org/10.1006/obhd.1996.2675>.

- Cunningham, W. A., Raye, C. L., & Johnson, M. K. (2005). Neural correlates of evaluation associated with promotion and prevention regulatory focus. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*, 5(2), 202–211. <https://doi.org/10.3758/CABN.5.2.202>.
- Cziko, G. (2000). *The things we do: Using the lessons of Bernard and Darwin to understand the what, how, and why of our behaviour*. Massachusetts: MIT Press.
- Damasio, A. R. (1996). The somatic marker hypothesis and the possible functions of the prefrontal cortex. *Philosophical Transactions: Biological Sciences*, 351(1346), 1413–1420. <https://doi.org/10.1098/rstb.1996.0125>.
- Danckwerts, S. (2020). *Media Streaming Services – Ausgewählte empirische Studien zum Nutzungsverhalten*. Heinrich-Heine-University.
- Danckwerts, S., & Kenning, P. (2018). Q9. Free or fee? Consumers' decision to pay for the premium version of a music streaming service rather than using its free version. *ACR North American Advances*.
- Daugherty, T., Hoffman, E., & Kennedy, K. (2016). Research in reverse: Ad testing using an inductive consumer neuroscience approach. *Journal of Business Research*, 69(8), 3168–3176. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.12.005>.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology introduction. *Management Information Systems*, 319–340.
- Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models. *The Institute of Management Sciences*, 35(8), 982–1003.
- Davis, J. I., Senghas, A., Brandt, F., & Ochsner, K. N. (2010). The effects of BOTOX injections on emotional experience. *Emotion*, 10(3), 433.
- De Cremer, D., Cornelis, I., & Van Hiel, A. (2008). To whom does voice in groups matter? Effects of voice on affect and procedural fairness judgments as a function of social dominance orientation. *The Journal of Social Psychology*, 148(1), 61–76. <https://doi.org/10.3200/SOCP.148.1.61-76>.
- de Jonge, J., van der Lans, I. A., & van Trijp, H. C. M. (2015). Different shades of grey: Compromise products to encourage animal friendly consumption. *Food Quality and Preference*, 45, 87–99. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2015.06.001>.
- De Martino, B., Bobadilla-Suarez, S., Nouguchi, T., Sharot, T., & Love, B. C. (2017). Social information is integrated into value and confidence judgments according to its reliability. *Journal of Neuroscience*, 37(25), 6066–6074.
- De Martino, B., Kumaran, D., Seymour, B., & Dolan, R. J. (2006). Frames, biases, and rational decision-making in the human brain. *Science*, 313(5787), 684–687.
- Deichsel, A. (2014). Vom Konsumenten zur Kundschaft. *Markenartikel*, 4.
- Dejila, R., & Di Giulio, A. (1998). Interdisziplinarität und Disziplinarität. In J.-H. Olbertz (Ed.), *Zwischen den Fächern — über den Dingen?* (pp. 111–137). Opladen: Leske + Budrich.
- Denisova, A., & Cairns, P. (2015). The placebo effect in digital games: Phantom perception of adaptive artificial intelligence. *CHI PLAY 2015 – Proceedings of the 2015 Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play*, 23–34. <https://doi.org/10.1145/2793107.2793109>.

- Deppe, M., Schwindt, W., Kugel, H., Plassmann, H., Kenning, P., Plaßmann, H., ... Kenning, P. (2005). Nonlinear responses within the medial prefrontal cortex reveal when specific implicit information influences economic decision making. *Journal of Neuroimaging*, 15(2), 171–182. <https://doi.org/10.1177/1051228405275074>.
- Devine, P. G. (1989). Stereotypes and prejudice: Their automatic and controlled components. *Journal of Personality and Social Psychology*, 56(1), 5–18. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.56.1.5>.
- Dimoka, A. (2010). What does the brain tell us about trust and distrust? Evidence from a functional neuroimaging study. *MIS Quarterly*, 34, 373–396. <https://doi.org/10.2307/20721433>.
- Dimoka, A., Banker, R. D., Benbasat, I., Davis, F. D., Dennis, A. R., Gefen, D., ... Weber, B. (2012). On the use of neurophysiological tools in IS research: Developing a research agenda for NeuroIS. *MIS Quarterly*, 36(3), 679–702. <https://doi.org/10.2307/41703475>.
- Divakar, S., Ratchford, B. T., & Shankar, V. (2005). Practice prize article – chan4cast: A multichannel, multiregion sales forecasting model and decision support system for consumer packaged goods. *Marketing Science*, 24(3), 334–350.
- Dmochowski, J. P., Bezdek, M. A., Abelson, B. P., Johnson, J. S., Schumacher, E. H., & Parra, L. C. (2014). Audience preferences are predicted by temporal reliability of neural processing. *Nature Communications*, 5(1), 1–9.
- Duan, W., Gu, B., & Whinston, A. B. (2008). Do online reviews matter? – An empirical investigation of panel data. *Decision Support Systems*, 45(4), 1007–1016. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2008.04.001>.
- Dudenredaktion. (2020a). Paradoxon. In *Duden*. Retrieved from <https://www.duden.de/node/108187/revision/108223>.
- Dudenredaktion. (2020b). zugrunde liegen, zu Grunde liegen. In *Duden*. Retrieved from <https://www.duden.de/node/212166/revision/212202>.
- Eberle, U., Spiller, a, Becker, T., Heißenhuber, a, Leonhäuser, I.-U., & Sundrum, a. (2011). Politikstrategie Food Labelling. *Gemeinsame Stellungnahme Der Wissenschaftlichen Beiräte Für Verbraucher- Und Ernährungspolitik Sowie Agrarpolitik Des Bundesministeriums Für Ernährung, Landwirtschaft Und Verbraucherschutz*, (September). Retrieved from http://www.bmelv.de/SharedDocs/Downloads/Ministerium/Beiraete/Verbraucherpolitik/2011_10_PolitikstrategieFoodLabelling.pdf.
- Eddington, K. M., Dolcos, F., Cabeza, R., R Krishnan, K. R., & Strauman, T. (2007). Neural correlates of promotion and prevention goal activation: An fMRI study using an idiographic approach. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 19(7), 1152–1162. <https://doi.org/10.1162/jocn.2007.19.7.1152>.
- Elger, C. E., & Schwarz, F. (2009). *Neurofinance: Wie Vertrauen, Angst und Gier Entscheidungen treffen* (Vol. 2033). Haufe-Lexware.
- Enax, L., Krapp, V., Piehl, A., & Weber, B. (2015). Effects of social sustainability signaling on neural valuation signals and taste-experience of food products. *Frontiers in Behavioral Neuroscience*, 9(September), 247. <https://doi.org/10.3389/fnbeh.2015.00247>.
- Enax, L., & Weber, B. (2015). Marketing placebo effects – From behavioral effects to behavior change? *Journal of Agricultural & Food Industrial Organization*, 13(1), 15–31. <https://doi.org/10.1515/jafio-2015-0015>.

- Engel, J. F., Kollat, D. T., & Blackwell, R. D. (1968). *Consumer behavior*. New York: Holt, Rinehart and Winston. *One of the Earliest Presentations of a Cognitive Model of Consumer Choice*.
- Enkel, E. (2018). Die Rolle des Konsumenten im Kontext der Open Innovation. In *Entgrenzungen des Konsums* (pp. 33–49). Springer.
- Epstein, S. (1994). Integration of the cognitive and the psychodynamic unconscious. *American Psychologist*, 49(8), 709.
- Essenpreis, M., Elwell, C. E., Cope, M., van der Zee, P., Arridge, S. R., & Delpy, D. T. (1993). Spectral dependence of temporal point spread functions in human tissues. *Applied Optics*, 32(4), 418. <https://doi.org/10.1364/AO.32.000418>.
- Esterson, A. (1993). *Seductive mirage: An exploration of the work of Sigmund Freud*. Open Court Publishing Co.
- Evans, J. S. B. T. (2003). In two minds: Dual-process accounts of reasoning. *Trends in Cognitive Sciences*, 7(10), 454–459. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2003.08.012>.
- Evans, J. S. B. T. (2010a). Intuition and reasoning: A dual-process perspective. *Psychological Inquiry*, 21(4), 313–326.
- Evans, J. S. B. T. (2010b). *Thinking twice: Two minds in one brain*. Oxford University Press.
- Evans, J. S. B. T. (2019). *Hypothetical thinking: Dual processes in reasoning and judgement*. Psychology Press.
- Evans, J. S. B. T., & Curtis-Holmes, J. (2005). Rapid responding increases belief bias: Evidence for the dual-process theory of reasoning. *Thinking & Reasoning*, 11(4), 382–389.
- Evans, J. S. B. T., & Stanovich, K. E. (2013). Dual-process theories of higher cognition: Advancing the debate. *Perspectives on Psychological Science*, 8(3), 223–241. <https://doi.org/10.1177/1745691612460685>.
- Falk, E. B., Berkman, E. T., & Lieberman, M. D. (2012). From neural responses to population behavior: Neural focus group predicts population-level media effects. *Psychological Science*, 23(5), 439–445. <https://doi.org/10.1177/0956797611434964>.
- Falk, E. B., O'Donnell, M. B., Tompson, S., Gonzalez, R., Dal Cin, S. D., Strecher, V., ... An, L. (2016). Functional brain imaging predicts public health campaign success. *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, 11(2), 204–214. <https://doi.org/10.1093/scan/nsv108>.
- Fan, Z.-P., Che, Y.-J., & Chen, Z.-Y. (2017). Product sales forecasting using online reviews and historical sales data: A method combining the Bass model and sentiment analysis. *Journal of Business Research*, 74, 90–100. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2017.01.010>.
- Fazio, R. H. (1990). Multiple processes by which attitudes guide behavior: The MODE model as an integrative framework. *Advances in Experimental Social Psychology*, 23(75–109), 60314–60318.
- Feit, E. M., Beltramo, M. A., & Feinberg, F. M. (2010). Reality check: Combining choice experiments with market data to estimate the importance of product attributes. *Management Science*, 56(5), 785–800.
- Fell, A. (2010). *Placebo-Effekte im Marketing* (1st ed.). Wiesbaden: Gabler Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-8479-1>.
- Ferrari, M., Mottola, L., & Quaresima, V. (2004). Principles, techniques, and limitations of near infrared spectroscopy. *Canadian Journal of Applied Physiology*, 29(4), 463–487.

- Ferrari, M., & Quaresima, V. (2012). A brief review on the history of human functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) development and fields of application. *NeuroImage*, *63*(2), 921–935. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2012.03.049>.
- Ferrero Deutschland GmbH. (n.d.). duplo – die wahrscheinlich längste Praline der Welt. Retrieved May 15, 2020, from <https://www.duplo.de>.
- Festinger, L. (1957). *A theory of cognitive dissonance* (Vol. 2). Stanford university press.
- Feyerabend, P. K. (1983). *Wider den Methodenzwang* (3rd ed.). Frankfurt am Main: Suhrkamp.
- Fishbein, M. (1963). An investigation of the relationships between beliefs about an object and the attitude toward that object. *Human Relations*, *16*(3), 233–239. <https://doi.org/10.1177/001872676301600302>.
- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention and behavior: An introduction to theory and research*. Reading, Massachusetts: Addison-Wesley. <https://doi.org/10.2307/2065853>.
- Fishburn, F. A., Ludlum, R. S., Vaidya, C. J., & Medvedev, A. V. (2019). Temporal derivative distribution repair (TDDR): A motion correction method for fNIRS. *Neuroimage*, *184*, 171–179.
- Fiske, S. T., & Neuberg, S. L. (1990). A continuum of impression formation, from category-based to individuating processes: Influences of information and motivation on attention and interpretation. In *Advances in experimental social psychology* (Vol. 23, pp. 1–74). Elsevier.
- Fletcher, D., & Sarkar, M. (2013). Psychological resilience: A review and critique of definitions, concepts, and theory. *European Psychologist*, *18*(1), 12–23. <https://doi.org/10.1027/1016-9040/a000124>.
- Fourt, L. A., & Woodlock, J. W. (1960). Early prediction of market success for new grocery products. *Journal of Marketing*, *25*(2), 31–38.
- Foxall, G. R. (2008). Reward, emotion and consumer choice: From neuroeconomics to neurophilosophy. *Journal of Consumer Behaviour*, *7*, 368–396. <https://doi.org/10.1002/cb.258>.
- Franceschini, M. A., Fantini, S., Thompson, J. H., Culver, J. P., & Boas, D. A. (2003). Hemodynamic evoked response of the sensorimotor cortex measured noninvasively with near-infrared optical imaging. *Psychophysiology*, *40*(4), 548–560. <https://doi.org/10.1111/1469-8986.00057>.
- Frank, P., & Brock, C. (2018). Bridging the intention-behavior gap among organic grocery customers: The crucial role of point-of-sale information. *Psychology and Marketing*, *1*–17. <https://doi.org/10.1002/mar.21108>.
- Franz, A., Meyer, M. Von, & Spiller, A. (2010). Prospects for a European animal welfare label from the German perspective: Supply chain barriers. *Int. J. Food System Dynamics* *4* (2010) 318-329, 318–329.
- Freud, S. (1917). Eine Schwierigkeit der Psychoanalyse. *Imago*, *5*(1), 1–7.
- Freud, S. (2010). *Vorlesungen zur Einführung in die Psychoanalyse*. FISCHER E-Books. Retrieved from <https://books.google.de/books?id=e2FrAgAAQBAJ>.
- Frey, U. J., & Pirscher, F. (2018). Willingness to pay and moral stance: The case of farm animal welfare in Germany. *PLoS ONE*, *13*(8), 1–20. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0202193>.

- Gablerredaktion. (2018). Sozialwissenschaften. Retrieved November 11, 2020, from <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/sozialwissenschaften-52181/version-275327>.
- Gagnon, L., Yücel, M. A., Dehaes, M., Cooper, R. J., Perdue, K. L., Selb, J., ... Boas, D. A. (2012). Quantification of the cortical contribution to the NIRS signal over the motor cortex using concurrent NIRS-fMRI measurements. *NeuroImage*, 59(4), 3933–3940. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.10.054>.
- Gargiulo, G., Bifulco, P., Calvo, R. A., Cesarelli, M., Jin, C., & Van Schaik, A. (2008). A mobile EEG system with dry electrodes. In *2008 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference* (pp. 273–276). IEEE.
- Gawronski, B., & Creighton, L. A. (2013). Dual process theory. In D. E. Carlston (Ed.), *The Oxford Handbook of Social Cognition* (pp. 282–312). New York: Oxford University Press. <https://doi.org/10.4324/9781315467498-2>.
- Gazzaniga, M. S. (1967). The split brain in man. *Scientific American*, 217(2), 24–29.
- Gazzaniga, M. S., & Ivry, R. B. (2013). *Cognitive neuroscience: The biology of the mind: Fourth International Student Edition*. Norton. Retrieved from <https://books.google.de/books?id=bPvdCgAAQBAJ>.
- Gefen, D., Ayaz, H., & Onaral, B. (2014). Applying functional near-infrared (fNIR) spectroscopy to enhance MIS research. *AIS Transactions on Human-Computer Interaction*, 6(3), 55–73. <https://doi.org/10.17705/1thci.00061>.
- Gelbrich, K., Wünschmann, S., & Müller, S. (2018). *Erfolgsfaktoren des Marketing*. Vahlen.
- Genevsky, A., & Knutson, B. (2015). Neural affective mechanisms predict market-level microlending. *Psychological Science*, 26(9), 1411–1422.
- Genevsky, A., Tong, L., & Knutson, B. (n.d.). Generalizability of brain activity in forecasting market choice. *Journal of Consumer Research*.
- Genevsky, A., Yoon, C., & Knutson, B. (2017). When brain beats behavior: Neuroforecasting crowdfunding outcomes. *Journal of Neuroscience*, 37(36), 8625–8634.
- GfdS. (2017). Sind Kunde und Verbraucher gleichbedeutend? *Der Sprachdienst*, 6.
- Gier, N., Krampe, C., & Kenning, P. (2017). 5-A: Affecting consumers: a fMRI study on regulatory focus framed information in the field of animal welfare. In Gneezy, A., Griskevicius, V. & Williams, P. (Hrsg.), *NA – Advances in Consumer Research* (45. Aufl., S. 1028). Association for Consumer Research.
- Gier, N., Krampe, C., & Kenning, P. (2018). Wahrnehmung der Nutztierhaltung – alles eine Frage der Kommunikation? *Journal of Consumer Protection and Food Safety*, 13(2), 177–182. doi: <https://doi.org/10.1007/s00003-0171144-7>.
- Gier, N. R., Krampe, C., Reisch, L. A., & Kenning, P. (2018). Zur Konzeption eines Verbraucherinformationssystems als Ergänzung – oder Alternative? – zum klassischen Informationslabel. *Journal of Consumer Protection and Food Safety*, 13(2), 183–189. <https://doi.org/10.1007/s00003-017-1144-7>.
- Gier, N. R., Krampe, C., Reisch, L. und Kenning, P. (2019). „Besser statt mehr! Vom Daten-DIY zur ‚Verbraucherinformatik‘. *International Conference on Wirtschaftsinformatik*, Siegen, Germany.
- Gier, N. R., Kurz, J. & Kenning, P. (2020). Online reviews as marketing placebo? First insights from Neuro-IS utilising fNIRS. *ECIS 2020 Research-in-Progress Papers*. 33. https://aisel.aisnet.org/ecis2020_rfp/33.

- Gier, N. R., Strelow, E. & Krampe, C. (2020). Measuring dIPFC signals to predict the success of merchandising elements at the point-of-sale – A fNIRS approach. *Frontiers in Neuroscience*. doi: <https://doi.org/10.3389/fnins.2020.575494>.
- Gifford, K., & Bernard, J. C. (2004). The impact of message framing on organic food purchase likelihood. *Journal of Food Distribution Research*, 35(3), 20–28.
- Gigerenzer, G. (1991). How to make cognitive illusions disappear. *European Review of Social Psychology* (Vol., 2, 83–115. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195153729.003.0012>.
- Gigerenzer, G. (1993). The bounded rationality of probabilistic mental models. In K. I. Manktelow & D. E. Over (Eds.), *Rationality: Psychological and philosophical perspectives*. (pp. 284–313). London: Routledge.
- Gigerenzer, G. (1996). On narrow norms and vague heuristics: A reply to Kahneman and Tversky (1996). *Psychological Review*, 103(3), 592–596. <https://doi.org/10.3390/su9040644>.
- Gigerenzer, G. (2010). Personal reflections on theory and psychology. *Theory & Psychology*, 20(6), 733–743.
- Gilbert, D. T. (1989). Thinking lightly about others: Automatic components of the social inference process. *Unintended Thought*, 26, 481.
- Gillenkirch, R. (2020). Overconfidence – Ausführliche Definition im Online-Lexikon. Retrieved October 23, 2020, from <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/overconfidence-53937>.
- Gilovich, T., Griffin, D., & Kahneman, D. (2002). *Heuristics and biases: The psychology of intuitive judgment*. Cambridge, UK: Cambridge University Press. https://doi.org/10.5822/978-1-61091-491-8_4.
- Glaser, C. (2019). Prävalenzfehler. Retrieved October 23, 2020, from https://www.springerprofessional.de/praevalenzfehler/16704068?wt_mc=offsi.lex.literatur.serp.-.x.
- Glimcher, P. W., & Fehr, E. (2013). *Neuroeconomics: Decision making and the brain*. Elsevier Science. Retrieved from <https://books.google.de/books?id=qToTAAAAQBAJ>.
- Glimcher, P. W., Fehr, E., Camerer, C., & Poldrack, R. A. (2008). *Neuroeconomics: Decision making and the brain*. Elsevier Science. Retrieved from <https://books.google.de/books?id=g0QPLzBXDEMC>.
- Glimcher, P. W., & Rustichini, A. (2004). Neuroeconomics: The consilience of brain and decision. *Science*, 306(5695), 447–452. <https://doi.org/10.1126/science.1102566>.
- Gneezy, A., Gneezy, U. R. I., & Lauga, D. O. (2014). A reference-dependent model of the price – Quality heuristic, *LI*(April), 153–164.
- Gobeli, D. H., & Brown, D. J. (1987). Analyzing product innovations. *Research Management*, 30(4), 25–31.
- Goldstein, M. (1994). Decade of the brain – An agenda for the nineties. *Western Journal of Medicine*, 161(3), 239–241.
- Grant, A. M., & Schwartz, B. (2011). Too much of a good thing: The challenge and opportunity of the inverted U. *Perspectives on Psychological Science*, 6(1), 61–76. <https://doi.org/10.1177/1745691610393523>.
- Gratton, G., Brumback, C. R., Gordon, B. A., Pearson, M. A., Low, K. A., & Fabiani, M. (2006). Effects of measurement method, wavelength, and source-detector distance on the fast optical signal. *NeuroImage*, 32(4), 1576–1590. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.05.030>.

- Grayot, J. D. (2020). Dual process theories in behavioral economics and neuroeconomics: A critical review. *Review of Philosophy and Psychology*, 11(1), 105–136. <https://doi.org/10.1007/s13164-019-00446-9>.
- Griese, K.-M., & Bröring, S. (2011). *Marketing-Grundlagen*. Springer.
- Grunert, K. (2002). Current issues in the understanding of consumer food choice. *Trends in Food Science & Technology*, 13(April 2001), 275–285. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924224402001371>.
- Guttman, A. (2019). Global advertising market – Statistics & facts. Retrieved June 10, 2020, from <https://www.statista.com/topics/990/global-advertising-market/>.
- Habermans, J. (2005). Freiheit und Determinismus. In J. Habermans (Ed.), *Zwischen Naturalismus und Religion*. Frankfurt a. M.: FuDINuR.
- Haggard, P. (2008). Human volition: Towards a neuroscience of will. *Nature Reviews Neuroscience*, 9(12), 934–946. <https://doi.org/10.1038/nrn2497>.
- Hakim, A., & Levy, D. J. (2019). A gateway to consumers' minds: Achievements, caveats, and prospects of electroencephalography-based prediction in neuromarketing. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 10(2), e1485.
- Hale, J. L., Householder, B. J., & Greene, K. L. (2012). The theory of reasoned action. *The Persuasion Handbook: Developments in Theory and Practice*, 14, 259–286. <https://doi.org/10.4135/9781412976046.n14>.
- Haller, P., & Twardawa, W. (2014). Die Zukunft der Marke. *Die Zukunft Der Marke*, 69–97. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-04982-9>.
- Hanser, H. (2000). Determinismus. In *Lexikon der Neurowissenschaft*. Spektrum Akademischer Verlag.
- Hardie, B. G. S., Fader, P. S., & Wisniewski, M. (1998). An empirical comparison of new product trial forecasting models. *Journal of Forecasting*, 17(3-4), 209–229.
- Hare, T. A., Camerer, C. F., & Rangel, A. (2009). Self-control in decision-making involves modulation of the vmPFC valuation system. *Science*, 324(5927), 646–648. <https://doi.org/10.1126/science.1168450>.
- Hare, T. A., O'Doherty, J., Camerer, C. F., Schultz, W., & Rangel, A. (2008). Dissociating the role of the orbitofrontal cortex and the striatum in the computation of goal values and prediction errors. *Journal of Neuroscience*, 28(22), 5623–5630.
- Hari, R., & Lounasmaa, O. V. (2000). Neuromagnetism: Tracking the dynamics of the brain. *Physics World*, 13(5), 33.
- Harper, G., & Henson, S. (2001). *Consumer concerns about animal welfare and the impact on food choice*. EU FAIR CT98-3678, Centre for Food Economics Research, The University of Reading.
- Harris, K. M., & Keane, M. P. (1998). A model of health plan choice: Inferring preferences and perceptions from a combination of revealed preference and attitudinal data. *Journal of Econometrics*, 89(1–2), 131–157.
- Hastie, R., & Dawes, R. M. (2009). *Rational choice in an uncertain world: The psychology of judgment and decision making*. Sage Publications.
- Hawkins, D. M. (2004). The problem of overfitting. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, 44(1), 1–12.
- Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior – A neuropsychological theory*. New York: John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.2307/1418888>.

- Hebb, D. O. (1958). *Textbook of Psychology* (1st ed.). Philadelphia: W. B. Saunders Company.
- Heitmann, M., Herrmann, A., & Kaiser, C. (2007). The effect of product variety on purchase probability. *Review of Managerial Science*, 1(2), 111–131. <https://doi.org/10.1007/s11846-007-0006-6>.
- Hellmann, K.-U. (2019). Der ideale Kunde: Möglichst gebunden und immer treu. In *Der Konsum der Gesellschaft: Studien zur Soziologie des Konsums* (pp. 107–124). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-22251-2_11.
- Hertle, T., & Graf, C. (2009). GfK-Studie STORE EFFECT – Viele Käufer entscheiden sich am Supermarktregal. Retrieved September 15, 2020, from <https://www.marktforschung.de/aktuelles/marktforschung/gfk-studie-store-effect-viele-kaeuer-entscheiden-sich-am-supermarktregal/>.
- Hervé, P. Y., Razafimandimby, A., Jobard, G., & Tzourio-Mazoyer, N. (2013). A shared neural substrate for mentalizing and the affective component of sentence comprehension. *PLoS ONE*, 8(1). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0054400>.
- Herzog, H. A., Betchart, N. S., & Pittman, R. B. (1991). Gender, sex role orientation, and attitudes toward animals. *Anthrozoös*, 4(3), 184–191. <https://doi.org/10.2752/089279391787057170>.
- Higgins, E. T. (1997). Beyond pleasure and pain. *American Psychologist*, 52(12), 1280–1300. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.52.12.1280>.
- Hildebrandt, L., & Temme, D. (2005). Die Modellierung von Problemen der Marketingforschung mit Strukturgleichungsmodellen. In A. Haas & B. S. Ivens (Eds.), *Innovatives Marketing: Entscheidungsfelder --- Management --- Instrumente* (pp. 49–70). Wiesbaden: Gabler Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-322-89480-9_4.
- Hitt, L. M., & Li, X. (2004). Self selection and information role of online product reviews. *Workshop on Information Systems and Economics*, 19. Retrieved from <http://opim-sun.wharton.upenn.edu/wise2004/sat321.pdf>.
- Hogg, M., Askegaard, S., Bamossy, G., & Solomon, M. (2006). *Consumer behaviour: A European perspective*. Prentice Hall.
- Hooker, C. I., & Knight, R. T. (2006). The role of lateral orbitofrontal cortex in the inhibitory control of emotion. *The Orbitofrontal Cortex*, 307.
- Hoshi, Y., Kobayashi, N., & Tamura, M. (2001). Interpretation of near-infrared spectroscopy signals: A study with a newly developed perfused rat brain model. *Journal of Applied Physiology*, 90(5), 1657–1662. <https://doi.org/10.1152/jappl.2001.90.5.1657>.
- Howard, J. A., & Sheth, J. N. (1969). *The theory of buyer behaviour*. New York: Wiley.
- Hsu, M., Anen, C., & Quartz, S. R. (2008). The right and the good: Distributive justice and neural encoding of equity and efficiency. *Science*, 320(5879), 1092–1095.
- Hsu, M., Bhatt, M., Adolphs, R., Tranel, D., & Camerer, C. F. (2005). Neural systems responding to degrees of uncertainty in human decision-making. *Science*, 310(5754), 1680–1683.
- Hu, N., Bose, I., Koh, N. S., & Liu, L. (2012). Manipulation of online reviews: An analysis of ratings, readability, and sentiments. *Decision Support Systems*, 52(3), 674–684. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2011.11.002>.
- Hu, N., Liu, L., & Sambamurthy, V. (2011). Fraud detection in online consumer reviews. *Decision Support Systems*, 50(3), 614–626.

- Hu, N., Pavlou, P. A., & Zhang, J. (2006). Can online reviews reveal a product's true quality?, 324–330. <https://doi.org/10.1145/1134707.1134743>.
- Hu, X. S., Hong, K. S., & Ge, S. S. (2012). fNIRS-based online deception decoding. *Journal of Neural Engineering*, 9(2). <https://doi.org/10.1088/1741-2560/9/2/026012>.
- Hubert, Marco, & Hubert, M. (2020). Consumer neuroscience: Recent theoretical and methodological developments for research and practice using a cube model. In *Organizational Neuroethics* (pp. 67–86). Springer.
- Hubert, Mirja, & Kenning, P. (2008). A current overview of consumer neuroscience. *Journal of Consumer Behaviour*, 50(October), 35–50. <https://doi.org/10.1002/cb>.
- Huddleston, P., Behe, B. K., Minahan, S., & Fernandez, R. T. (2015). Seeking attention: An eye tracking study of in-store merchandise displays. *International Journal of Retail and Distribution Management*, 43(6), 561–574. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-06-2013-0120>.
- Huettel, S. A. (2010). Ten challenges for decision neuroscience. *Frontiers in Neuroscience*, 4(SEP), 1–7. <https://doi.org/10.3389/fnins.2010.00171>.
- Hultink, E. J., Hart, S., Robben, H. S. J. J., & Griffin, A. (2000). Launch decisions and new product success: An empirical comparison of consumer and industrial products. *Journal of Product Innovation Management: An International Publication of the Product Development & Management Association*, 17(1), 5–23. <https://doi.org/10.1111/1540-5885.1710005>.
- Irani, F., Platek, S. M., Bunce, S., Ruocco, A. C., & Chute, D. (2007). Functional near infrared spectroscopy (fNIRS): An emerging neuroimaging technology with important applications for the study of brain disorders. *The Clinical Neuropsychologist*, 21(1), 9–37.
- Irmak, C., Block, L. G., & Fitzsimons, G. J. (2005). The placebo effect in marketing: Sometimes you just have to want it to work. *Journal of Marketing Research*, 42(4), 406–409. <https://doi.org/10.1509/jmkr.2005.42.4.406>.
- Izuma, K., Matsumoto, M., Murayama, K., Samejima, K., Sadato, N., & Matsumoto, K. (2010). Neural correlates of cognitive dissonance and choice-induced preference change. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 107(51), 22014–22019. <https://doi.org/10.1073/pnas.1011879108>.
- Izuma, K., & Murayama, K. (2019). The neural basis of cognitive dissonance. In E. Harmon-Jones (Ed.), *Cognitive dissonance: Progress on a pivotal theory in social psychology* (2nd ed.). Washington, DC: American Psychological Association.
- Jacoby, J. (2002). Stimulus-organism-response reconsidered: An evolutionary step in modeling (consumer) behavior. *Journal of Consumer Psychology*, 12(1), 51–57. <https://doi.org/10.1207/153276602753338081>.
- Jadhav, V., Reddy, C. B. V., & Gaddi, G. M. (2017). Application of ARIMA model for forecasting agricultural prices. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 19(5), 981–992.
- Janssen, M., & Hamm, U. (2012). Product labelling in the market for organic food: Consumer preferences and willingness-to-pay for different organic certification logos. *Food Quality and Preference*, 25(1), 9–22. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2011.12.004>.
- Jehle, G., & Reny, P. (2011). *Advanced microeconomic theory* (3rd ed.). New Jersey: Prentice Hall.
- Jöbsis, F. (1977). Noninvasive, infrared monitoring of cerebral and myocardial oxygen sufficiency and circulatory parameters. *Science*, 198, 1264–1267.

- Johnson, E. J., Steffel, M., & Goldstein, D. G. (2005). Making better decisions: From measuring to constructing preferences. *Health Psychology, 24*(4S), S17.
- Kable, J. W., & Glimcher, P. W. (2007). The neural correlates of subjective value during intertemporal choice. *Nature Neuroscience, 10*(12), 1625–1633. <https://doi.org/10.1038/nn2007>.
- Kaewtapee, C., Khetchaturat, C., Nukreaw, R., Kruthai, N., & Bunchasak, C. (2021). Artificial neural networks approach for predicting methionine requirement in broiler chickens. *The Thai Journal of Veterinary Medicine, 51*(1), 161–168.
- Kahn, K. B. (2002). An exploratory investigation of new product forecasting practices. *Journal of Product Innovation Management: An International Publication of the Product Development & Management Association, 19*(2), 133–143.
- Kahn, K. B., & Chase, C. W. (2018). The state of new-product forecasting. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting, 51*.
- Kahneman, D. (2003). A perspective on judgment and choice: Mapping bounded rationality. *American Psychologist, 58*(9), 687–720. <https://doi.org/10.1055/s-2003-44981>.
- Kahneman, D., Slovic, P., & Tversky, A. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science, 185*, 1124–1131.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica, 47*(2), 263–292.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1984). Choices, values, and frames. *American Psychologist, 39*(4), 341–350. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.39.4.341>.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1996). On the reality of cognitive illusions. *Psychological Review, 103*(3), 582–591. <https://doi.org/0033-295X/96/>.
- Kalat, J. W. (2009). *Biological psychology* (10th ed.). Belmont, CA: Wadsworth Cengage Learning. Retrieved from <https://books.google.de/books?id=OvAgAQAIAAJ>.
- Kandel, E. R., & Squire, L. R. (2000). Neuroscience: Breaking down scientific barriers to the study of brain and mind. *Science, 290*(5494), 1113 LP – 1120. <https://doi.org/10.1126/science.290.5494.1113>.
- Kappe, E., Venkataraman, S., & Stremersch, S. (2017). Predicting the consequences of marketing policy changes: A new data enrichment method with competitive reactions. *Journal of Marketing Research, 54*(5), 720–736.
- Karmarkar, U. R., & Yoon, C. (2016). Consumer neuroscience: Advances in understanding consumer psychology. *Current Opinion in Psychology, 10*, 160–165. <https://doi.org/10.1016/j.copsy.2016.01.010>.
- Kato, J., Ide, H., Kabashima, I., Kadota, H., Takano, K., & Kansaku, K. (2009). Neural correlates of attitude change following positive and negative advertisements. *Frontiers in Behavioral Neuroscience, 3*(6), 1–13. <https://doi.org/10.3389/neuro.08.006.2009>.
- Keil, G. (2018). *Willensfreiheit und Determinismus*. Stuttgart: Reclam Verlag.
- Kenning, P. (2019). Paradoxien des Verbraucherverhaltens – Verbraucherpolitische Implikationen. In B. Blättel-Mink & P. Kenning (Eds.), *Paradoxien des Verbraucherverhaltens: Dokumentation der Jahreskonferenz 2017 des Netzwerks Verbrauch erforschung* (pp. 115–131). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-23841-4_8.
- Kenning, P. (2014). *Consumer neuroscience* (1nd ed.). Stuttgart: Kohlhammer.
- Kenning, P. (2020). *Consumer neuroscience* (2nd ed.). Stuttgart: Kohlhammer.

- Kenning, P., Oehler, A., Reisch, L., & Grugel, C. (2017). *Verbraucherwissenschaften – Rahmenbedingungen, Forschungsfelder und Institutionen*. Wiesbaden: Springer Gabler. https://doi.org/10.1007/978-3-658-10926-4_33.
- Kenning, P., & Plassmann, H. (2005). NeuroEconomics: An overview from an economic perspective. *Brain Research Bulletin*, 67(5), 343–354. <https://doi.org/10.1016/j.brainresbull.2005.07.006>.
- Kenning, P., Plassmann, H., & Ahlert, D. (2007). Consumer Neuroscience – Implikationen neurowissenschaftlicher Forschung für das Marketing. *Journal of Research and Management*, 1, 57–68.
- Kenning, P., & Zimmermann-Janssen, V. E. M. (2021). Verbraucherschutz und Digitalisierung: Ausgewählte Problemfelder und aktuelle Themen in der digitalen Welt. *Zeitschrift Für Wettbewerbsrecht*, 19(1), 62–77.
- Keren, G., & Schul, Y. (2009). A critical evaluation of two-system theories. *Perspectives on Psychological Science*, 4(6), 533–550.
- Kern, E. (2020). *Der Interaktionsansatz im Investitionsgüter-Marketing* (Vol. 9). Duncker & Humblot.
- Keyser, C., & Gazzola, V. (2014). Hebbian learning and predictive mirror neurons for actions, sensations and emotions. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 369(1644), 20130175.
- Kinjo, K., & Ebina, T. (2015). Paradox of choice and consumer nonpurchase behavior. *Ai & Society*, 30(2), 291–297.
- Kirchgässner, G. (1991). *Homo oeconomicus: Das ökonomische Modell individuellen Verhaltens und seine Anwendung in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften*. Mohr.
- Kleissner, V., & Jahn, G. (2020). Implicit and explicit measurement of work-related age attitudes and age stereotypes. *Frontiers in Psychology*, 11.
- Knutson, B., & Genevsky, A. (2018). Neuroforecasting aggregate choice. *Current Directions in Psychological Science*, 27(2), 110–115.
- Knutson, B., Rick, S., Wimmer, G. E., Prelec, D., & Loewenstein, G. (2007). Neural predictors of purchases. *Neuron*, 53(1), 147–156. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2006.11.010>.
- Kocsis, L., Herman, P., & Eke, A. (2006). The modified Beer-Lambert law revisited. *Physics in Medicine and Biology*, 51(5). <https://doi.org/10.1088/0031-9155/51/5/N02>.
- Koenigs, M., & Tranel, D. (2008). Prefrontal cortex damage abolishes brand-cued changes in cola preference. *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, 3(1), 1–6. <https://doi.org/10.1093/scan/nsm032>.
- Kohl, M., Nolte, C., Keckeren, H. R., Horst, S., Scholz, U., Obrig, H., & Villringer, A. (1998). Determination of the wavelength dependence of the differential pathlength factor from near-infrared pulse signals. *Physics in Medicine and Biology*, 43(6), 1771–1782. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/43/6/028>.
- Kollat, D. T., Engel, J. F., & Blackwell, R. D. (1970). Current problems in consumer behavior research. *Journal of Marketing Research*, 7(3), 327–332.
- Kopton, I. M., & Kenning, P. (2014). Near-infrared spectroscopy (NIRS) as a new tool for neuroeconomic research. *Frontiers in Human Neuroscience*, 8(August), 1–13. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2014.00549>.
- Kosslyn, S. M. (1999). If neuroimaging is the answer, what is the question? *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, 354(1387), 1283–1294. <https://doi.org/10.1098/rstb.1999.0479>.

- Koszegi, B., & Rabin, M. (2006). A model of reference-dependent preferences. *The Quarterly Journal of Economics*, 121(4), 1133–1165.
- Kotler, P., & Armstrong, G. (2004). *Principles of marketing* (16th ed.). Pearson/Prentice Hall. Retrieved from <https://books.google.de/books?id=5xKoQgAACAAJ>.
- Krampe, C. (2020). *Essays on the application of mfNIRS for marketing research*. Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf.
- Krampe, C., Gier, N. R., & Kenning, P. (2017). Beyond traditional neuroimaging: Can mobile fNIRS add to NeuroIS? *Lecture Notes in Information Systems and Organisation*, 25, 151–157. https://doi.org/10.1007/978-3-319-67431-5_17.
- Krampe, C., Gier, N. R., & Kenning, P. (2018). The application of mobile fNIRS in marketing research – Detecting the “First-Choice-Brand” effect. *Frontiers in Human Neuroscience*, 12(433), 1–11. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2018.00433>.
- Krampe, C., Gier, N., Römhild, J., & Kenning, P. (2018). Standards, Hindernisse und Wünsche in der Nutztierhaltung – Die Perspektive des Handels. *Journal of Consumer Protection and Food Safety*, 13(2), 204–209. doi: <https://doi.org/10.1007/s00003-017-1144-7>.
- Krampe, C., Strelow, E., Haas, A., & Kenning, P. (2018). The application of mobile fNIRS to “shopper neuroscience” – First insights from a merchandising communication study. *European Journal of Marketing*, 52(1–2), 244–259. <https://doi.org/10.1108/EJM-12-2016-0727>.
- Krampe, C., Strelow, E., & Kenning, P. (2016). Functional near-infrared spectroscopy (fNIRS): A new tool for consumer research? *ACR North American Advances*.
- Kreikebaum, H., Gilbert, D. U., & Behnam, M. (2011). *Strategisches Management* (7th ed.). Stuttgart: Verlag W. Kohlhammer.
- Kriegeskorte, N., Simmons, W. K., Bellgowan, P. S. F., & Baker, C. I. (2009). Circular analysis in systems neuroscience: The dangers of double dipping. *Nature Neuroscience*, 12(5), 535–540.
- Kroeber-Riel, W. (1979). Activation research: Psychobiological approaches in consumer research. *Journal of Consumer Research*, 5(4), 240. <https://doi.org/10.1086/208736>.
- Kroeber-Riel, W., & Gröppel-Klein, A. (2019). *Konsumentenverhalten* (11th ed.). München: Verlag Franz Vahlen.
- Krueger, R. A., & Casey, M. A. (2014). *Focus groups: A practical guide for applied health research*. London: Sage Publications.
- Kruglanski, A. W., & Gigerenzer, G. (2011). Intuitive and deliberate judgments are based on common principles. *Psychological Review*, 118(1), 97–109. <https://doi.org/10.1037/a0020762>.
- Krugman, H. E. (1971). Brain wave measures of media involvement. *Journal of Advertising Research*, 11(1), 1–9. <https://doi.org/10.4135/9781452231501.n13>.
- Kühn, S., Strelow, E., & Gallinat, J. (2016). Multiple “buy buttons” in the brain: Forecasting chocolate sales at point-of-sale based on functional brain activation using fMRI. *NeuroImage*, 136, 122–128. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2016.05.021>.
- Kuhn, T. S. (1979). *Struktur wissenschaftlicher Revolutionen* (2nd ed.). Frankfurt am Main: Suhrkamp.
- Kulkarni, S., Nikumbh, P. J., Nikam, S., Anuradha, G., & Nikam, S. (2012). S-ANFIS: Sentiment aware adaptive network-based fuzzy inference system for predicting sales performance using blogs/reviews. *International Journal of Multidisciplinary in Cryptology and Information Security*, 1(2).

- Kuß, A., & Tomczak, T. (2007). *Käuferverhalten* (4nd ed.). Stuttgart: UTB.
- Lakatos, I. (1974). Falsifikation und die Methodologie wissenschaftlicher Forschungsprogramme. In I. Lakatos & A. Musgrave (Eds.), *Kritik und Erkenntnisfortschritt*. Braunschweig Wiesbaden: Vieweg.
- Lakatos, I., & Musgrave, A. (1970). *Criticism and the growth of knowledge*. Cambridge: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1086/351142>.
- Larceneux, F., Benoit-Moreau, F., & Renaudin, V. (2012). Why might organic labels fail to influence consumer choices? Marginal labelling and brand equity effects. *Journal of Consumer Policy*, 35(1), 85–104. <https://doi.org/10.1007/s10603-011-9186-1>.
- LeDoux, J. E., & Gazzaniga, M. S. (1981). The brain and the split brain: A duel with duality as a model of mind. *Behavioral and Brain Sciences*, 4(1), 109–110.
- Lee, J., Park, D.-H. H., & Han, I. (2008). The effect of negative online consumer reviews on product attitude: An information processing view. *Electronic Commerce Research and Applications*, 7(3), 341–352. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2007.05.004>.
- Lee, W.-I., Chen, C.-W., Chen, K.-H., Chen, T.-H., & Liu, C.-C. (2012). Comparative study on the forecast of fresh food sales using logistic regression, moving average and BPNN methods. *Journal of Marine Science and Technology*, 20(2), 142–152.
- Lehmann, A. P. (1998). Dienstleistungsbeziehungen zwischen Kunde und Unternehmen. In M. Bruhn & H. Meffert (Eds.), *Handbuch Dienstleistungsmanagement*. Wiesbaden: Gabler Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-322-96503-5_34.
- Levin, I. P. (1987). Associative effects of information framing. *Bulletin of the Psychonomic Society*, 25(2), 85–86. <https://doi.org/10.3758/BF03330291>.
- Levin, I. P., Gaeth, G. J., Schreiber, J., & Lauriola, M. (2002). A new look at framing effects: Distribution of effect sizes, individual differences, and independence of types of effects. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 88(1), 411–429. <https://doi.org/10.1006/obhd.2001.2983>.
- Levin, I. P., Schneider, S. L., & Gaeth, G. J. (1998). All frames are not created equal: A typology and critical analysis of framing effects, 76(2), 149–188.
- Levine, D. S. (2018). *Introduction to neural and cognitive modeling: 3rd Edition*. Taylor & Francis. Retrieved from https://books.google.de/books?id=0_d1DwAAQBAJ.
- Levine, D. S. (2019). One or two minds? Neural network modeling of decision making by the unified self. *Neural Networks*, 120, 74–85. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2019.08.008>.
- Lewis, E. (1903). Catch-line and argument. *The Book-Keeper*, 15(S 124).
- Lieberman, M. D. (2007a). Social cognitive neuroscience: A review of core processes. *Annu. Rev. Psychol.*, 58, 259–289.
- Lieberman, M. D. (2007b). The X- and C-systems: The neural basis of automatic and controlled social cognition. *Social Neuroscience: Integrating Biological and Psychological Explanations of Social Behavior*. Retrieved from [http://www.scn.ucla.edu/pdf/X&Csyste m\(2007\).pdf](http://www.scn.ucla.edu/pdf/X&Csyste m(2007).pdf).
- Lieberman, M. D., Gaunt, R., Gilbert, D. T., & Trope, Y. (2002). Reflexion and reflection: A social cognitive neuroscience approach to attributional inference. *Advances in Experimental Social Psychology*, 34, 199–249. [https://doi.org/10.1016/s0065-2601\(02\)80006-5](https://doi.org/10.1016/s0065-2601(02)80006-5).
- Litt, A., Plassmann, H., Shiv, B., & Rangel, A. (2011). Dissociating valuation and saliency signals during decision-making. *Cerebral Cortex*, 21(1), 95–102.

- Liu, X., Kim, C. S., & Hong, K. S. (2018). An fNIRS-based investigation of visual merchandising displays for fashion stores. *PLoS ONE*, *13*(12), 1–19. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0208843>.
- Llinás, R. R. (2001). *I of the Vortex*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Loewenstein, G., & O'Donoghue, T. (2004). Animal spirits: Affective and deliberative processes in economic behavior. Available at SSRN 539843.
- Logan, B. R., & Rowe, D. B. (2004). An evaluation of thresholding techniques in fMRI analysis. *NeuroImage*, *22*(1), 95–108. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2003.12.047>.
- Luck, S. J. (2014). *An Introduction to the event-related potential technique, second edition*. MIT Press. Retrieved from <https://books.google.de/books?id=y4-uAwAAQBAJ>.
- MacLeod, C. M., & MacDonald, P. A. (2000). Interdimensional interference in the Stroop effect: Uncovering the cognitive and neural anatomy of attention. *Trends in Cognitive Sciences*, *4*(10), 383–391.
- MacPherson, S. E., Phillips, L. H., & Della Sala, S. (2002). Age, executive function, and social decision making: A dorsolateral prefrontal theory of cognitive aging. *Psychology and Aging*, *17*(4), 598–609. <https://doi.org/10.1037/0882-7974.17.4.598>.
- Makridakis, S. (1993). Accuracy measures: Theoretical and practical concerns. *International Journal of Forecasting*, *9*(4), 527–529.
- Mann, T. C., Kurdi, B., & Banaji, M. R. (2020). How effectively can implicit evaluations be updated? Using evaluative statements after aversive repeated evaluative pairings. *Journal of Experimental Psychology: General*, *149*(6), 1169.
- Marewski, J. N., Gaissmaier, W., & Gigerenzer, G. (2010). We favor formal models of heuristics rather than lists of loose dichotomies: A reply to Evans and over. *Cognitive Processing*, *11*(2), 177–179. <https://doi.org/10.1007/s10339-009-0340-5>.
- Matthews, S. (2014). Neuromarketing: What is it and is it a threat to privacy. *Handbook of Neuroethics. Países Bajos: Springer. DOI, 10*, 978–994.
- Mattila, A. S., & Wirtz, J. (2001). Congruency of scent and music as a driver of in-store evaluation and behavior. *Journal of Retailing*, *77*(2), 273–289.
- Max Rubner-Institut. (2015). Verbundprojekt: Verbraucherinformationssystem zur Nutzung am Point of Sale (POS) zum Shelflife und Produkteigenschaften für Obst und Gemüse am Beispiel der Kiwi, 1–22.
- McCarthy, E. J. (1960). Basic marketing: A managerial approach. Homewood, Illinois: Richard D. Irwin. *Inc. McCarthy Basic Marketing: A Managerial Approach 1960*.
- McClure, S. M., Li, J., Tomlin, D., Cypert, K. S., Montague, L. M., & Montague, P. R. (2004). Neural correlates of behavioral preference for culturally familiar drinks. *Neuron*, *44*(2), 379–387. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2004.09.019>.
- McCormick, P. W., Stewart, M., Lewis, G., Dujovny, M., & Ausman, J. I. (1992). Intracerebral penetration of infrared light: Technical note. *Journal of Neurosurgery*, *76*(2), 315–318. <https://doi.org/10.3171/jns.1992.76.2.0315>.
- Meffert, H. (1974). *Absatzpolitik*. Münster: Regensburg.
- Meffert, H., Burmann, C., Kirchgeorg, M., & Eisenbeiß, M. (2019). *Marketing: Grundlagen marktorientierter Unternehmensführung. Konzepte – Instrumente – Praxisbeispiele* (13th ed.). Wiesbaden: Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-21196-7>.
- Mehrabian, A., & Russell, J. A. (1974). *An approach to environmental psychology*. Cambridge, MA: MIT Press.

- Mellers, B. A. (2000). Choice and the relative pleasure of consequences. *Psychological Bulletin*, 126(6), 910.
- Menon, R. S., & Kim, S.-G. (1999). Spatial and temporal limits in cognitive neuroimaging with fMRI. *Trends in Cognitive Sciences*, 3(6), 207–216.
- Michel, A., Baumann, C., & Gayer, L. (2017). Thank you for the music – or not? The effects of in-store music in service settings. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 36, 21–32. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2016.12.008>.
- Mick, D. G., & Fournier, S. (1998). Paradoxes of technology: Consumer cognizance, emotions, and coping strategies. *Journal of Consumer Research*, 25(2), 123–143.
- Micklitz, H.-W., Oehler, A., Piorkowsky, M.-B., Reisch, L. A., & Strünck, C. (2010). Der vertrauende, der verletzte oder der verantwortungsvolle Verbraucher? Plädoyer für eine differenzierte Strategie in der Verbraucherpolitik Stellungnahme des Wissenschaftlichen Beirats Verbraucher- und Ernährungspolitik beim BMELV, 4.
- Miller, E. K., & Cohen, J. D. (2001). An integrative theory of prefrontal cortex function. *Annual Review of Neuroscience*, 24(February 2001), 167–202. <https://doi.org/10.1146/annurev.neuro.24.1.167>.
- Misawa, T., Shimokawa, T., & Hirobayashi, S. (2014). Possibility for predicting the evaluation of product price in the prefrontal cortex: A NIRS study. *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, 4(3), 153–160.
- Miyai, I., Tanabe, H. C., Sase, I., Eda, H., Oda, I., Konishi, I., ... Kubota, K. (2001). Cortical mapping of gait in humans: A near-infrared spectroscopic topography study. *Neuroimage*, 14(5), 1186–1192.
- Moors, A., & De Houwer, J. (2006). Automaticity: A theoretical and conceptual analysis. *Psychological Bulletin*, 132(2), 297–326. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.132.2.297>.
- Morgan, R. M., & Hunt, S. D. (1994). The commitment-trust theory of relationship marketing. *Journal of Marketing*, 58(3), 20–38.
- Morikawa, T., Ben-Akiva, M., & McFadden, D. (2002). Discrete choice models incorporating revealed preferences and psychometric data. In *Advances in Econometrics* (Vol. 16, pp. 29–56). Emerald Group Publishing Limited.
- Motoki, K., Saito, T., Nouchi, R., Kawashima, R., & Sugiura, M. (2018). The paradox of warmth: Ambient warm temperature decreases preference for savory foods. *Food Quality and Preference*, 69, 1–9.
- Motoki, K., Suzuki, S., Kawashima, R., & Sugiura, M. (2020). A combination of self-reported data and social-related neural measures forecasts viral marketing success on social media. *Journal of Interactive Marketing*, 52(June), 99–117. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.06.003>.
- Motyka, S., Grewal, D., Puccinelli, N. M., Roggeveen, A. L., Avnet, T., Daryanto, A., ... Wetzels, M. (2014). Regulatory fit: A meta-analytic synthesis. *Journal of Consumer Psychology*, 24(3), 394–410. <https://doi.org/10.1016/j.jcps.2013.11.004>.
- Mueller, S., Osidacz, P., Francis, I. L., & Lockshin, L. (2010). Combining discrete choice and informed sensory testing in a two-stage process: Can it predict wine market share? *Food Quality and Preference*, 21(7), 741–754.
- Murphy, E. R., Illes, J., & Reiner, P. B. (2008). Neuroethics of neuromarketing. *Journal of Consumer Behaviour*, 7, 293–302. <https://doi.org/10.1002/cb>.

- NANDSC. (1989). Decade of the brain: Answers through scientific research. Bethesda, Md: U.S. Dept. of Health and Human Services, Public Health Service, National Institutes of Health.
- Napolitano, F., Braghieri, A., Piasentier, E., Favotto, S., Naspetti, S., & Zanolì, R. (2010). Effect of information about organic production on beef liking and consumer willingness to pay. *Food Quality and Preference*, 21(2), 207–212. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2009.08.007>.
- Naseer, N., & Hong, K. S. (2015). fNIRS-based brain-computer interfaces: A review. *Frontiers in Human Neuroscience*, 9(3), 1–15. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2015.00003>.
- Neal, D. T., & Chartrand, T. L. (2011). Embodied emotion perception: Amplifying and dampening facial feedback modulates emotion perception accuracy. *Social Psychological and Personality Science*, 2(6), 673–678.
- Neisser, U. (2014). *Cognitive psychology: Classic edition*. Psychology Press.
- Neys, W. De. (2006). Dual processing in reasoning: Two systems but one reasoner. *Psychological Science*, 17(5), 428–433.
- Nisbett, R. E., Peng, K., Choi, I., & Norenzayan, A. (2001). Culture and systems of thought: Holistic versus analytic cognition. *Psychological Review*, 108(2), 291.
- Nisbett, R. E., & Wilson, T. D. (1977). Telling more than we can know: Verbal reports on mental processes. *Psychological Review*, 84(3), 231–259. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.84.3.231>.
- Nissen, A., Krampe, C., Kenning, P., & Schütte, R. (2019). Utilizing mobile fNIRS to investigate neural correlates of the TAM in eCommerce. In *International Conference on Information Systems (ICIS)* (pp. 1–9). Munich.
- Nitzschke, B. (1989). Freud und die akademische Psychologie. Einleitende Bemerkungen zu einer historischen Kontroverse. *Freud und die akademische Psychologie. Beiträge zu einer historischen Kontroverse*. Munich: Psychologie Verlags Union.
- NMSBA. (2012). NeuroRelay.
- NMSBA. (2019). NMSBA Code of Ethics. Retrieved from <https://www.nmsba.com/buying-neuromarketing/code-of-ethics>.
- NMSBA. (2020). Neuromarketing Companies. Retrieved from <https://www.nmsba.com/buying-neuromarketing/neuromarketing-companies>.
- Nobel Lectures. (1967). *Physiology or Medicine 1901–1921*. Amsterdam: Elsevier Publishing Company.
- Nobel Media AB. (2002). Pressemitteilung: Der Schwedischen Reichsbank in Erinnerung an Alfred Nobel gestifteten Preis für Wirtschaftswissenschaften des Jahres 2002. Retrieved October 22, 2020, from <https://www.nobelprize.org/prizes/economic-sciences/2002/9238-pressemittellung-der-schwedischen-reichsbank-in-erinnerung-an-alfred-nobel-gestifteten-preis-fur-wirtschaftswissenschaften-des-jahres-2002/>.
- Nobel Media AB. (2020). MLA style: Roger W. Sperry – Nobel lecture. Retrieved November 22, 2020, from <https://www.nobelprize.org/prizes/medicine/1981/sperry/25059-roger-w-sperry-nobel-lecture-1981/>.
- Nordfält, J., & Lange, F. (2013). In-store demonstrations as a promotion tool. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 20(1), 20–25. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2012.08.005>.
- Novoradovskaya, E., Mullan, B., & Hasking, P. (2020). Choose to reuse: Predictors of using a reusable hot drink cup. *Journal of Consumer Behaviour*.

- Oehler, A., & Kenning, P. (2013). *Evidenzbasierung ermöglichen! Auf dem Weg zu einer realitätsnahen und empirisch fundierten Verbraucherpolitik – Stellungnahme des wissenschaftlichen Beirats Verbraucher- und Ernährungspolitik beim BMELV. Stellungnahme des wissenschaftlichen Beirats Verbraucher- und Ernährungspolitik beim BMELV.*
- Ogawa, S., Lee, T.-M., Kay, A. R., & Tank, D. W. (1990). Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 87(24), 9868–9872.
- Ogawa, S., & Lee, T. (1990). Magnetic resonance imaging of blood vessels at high fields: In vivo and in vitro measurements and image simulation. *Magnetic Resonance in Medicine*, 16(1), 9–18.
- Ogawa, S., Lee, T., Nayak, A. S., & Glynn, P. (1990). Oxygenation-sensitive contrast in magnetic resonance image of rodent brain at high magnetic fields. *Magnetic Resonance in Medicine*, 14(1), 68–78.
- Olaizola, A., & Corcoran, K. (2003). Labelling information demanded by European consumers and relationships with purchasing motives, quality and safety of meat, 65, 1095–1106. [https://doi.org/10.1016/S0309-1740\(02\)00327-3](https://doi.org/10.1016/S0309-1740(02)00327-3).
- Olesen, J. E. S. (1971). Contralateral focal increase of cerebral blood flow in man during arm work. *Brain*, 94(4), 635–646.
- Oliver, R. L. (1977). Effect of expectation and disconfirmation on postexposure product evaluations: An alternative interpretation. *Journal of Applied Psychology*, 62(4), 480–486. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.62.4.480>.
- Oliver, R. L. (1999). Whence consumer loyalty? *Journal of Marketing*, 63(4_suppl1), 33–44.
- Olteanu, M. D. B. (2015). Neuroethics and responsibility in conducting neuromarketing research. *Neuroethics*, 8(2), 191–202.
- Oppenheimer, D. M., Meyvis, T., & Davidenko, N. (2009). Instructional manipulation checks: Detecting satisficing to increase statistical power. *Journal of Experimental Social Psychology*, 45(4), 867–872.
- Osman, M. (2004). An evaluation of dual-process theories of reasoning. *Psychonomic Bulletin & Review*, 11(6), 988–1010.
- Padel, S., & Foster, C. (2005). Exploring the gap between attitudes and behaviour: Understanding why consumers buy or do not buy organic food. *British Food Journal*, 107(8), 606–625. <https://doi.org/10.1108/00070700510611002>.
- Padilla, C., Villalobos, P., Spiller, A., & Henry, G. (2007). Consumer preference and willingness to pay for an officially certified quality label: Implications for traditional food producers. *Agricultura Técnica*, 67(3), 300–308. <https://doi.org/10.4067/S0365-28072007000300009>.
- Park, J., Gunn, F., Lee, Y. H., & Shim, S. (2015). Consumer acceptance of a revolutionary technology-driven product: The role of adoption in the industrial design development. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 26, 115–124. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2015.05.003>.
- Pavlov, I. P. (1927). *Conditioned reflexes: An investigation of the physiological activity of the cerebral cortex*. London: Oxford University Press.
- Payne, B. K. (2008). What mistakes disclose: A process dissociation approach to automatic and controlled processes in social psychology. *Social and Personality Psychology Compass*, 2(2), 1073–1092.

- Perugini, M., Back, M., Hagemeyer, B., & Wrzus, C. (2020). Dual process models of personality. *The Handbook of Personality Dynamics and Processes*. New York: Elsevier.
- Peters, T., & Ghadiri, A. (2011). *Neuroleadership – Grundlagen, Konzepte, Beispiele*. Springer.
- Petersen, K. J., Handfield, R. B., & Ragatz, G. L. (2005). Supplier integration into new product development: Coordinating product, process and supply chain design. *Journal of Operations Management*, 23(3–4), 371–388.
- Petit, O., & Bon, R. (2010). Decision-making processes: The case of collective movements. *Behavioural Processes*, 84(3), 635–647. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2010.04.009>.
- Petty, R. E., & Cacioppo, J. T. (1986). The elaboration likelihood model of persuasion. *Advances in Experimental Social Psychology*, 19(C), 123–205. [https://doi.org/10.1016/S0065-2601\(08\)60214-2](https://doi.org/10.1016/S0065-2601(08)60214-2).
- Pfeifer, M. D., Scholkmann, F., & Labruyère, R. (2018). Signal processing in functional near-infrared spectroscopy (fNIRS): Methodological differences lead to different statistical results. *Frontiers in Human Neuroscience*, 11(January), 1–12. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2017.00641>.
- Phaneuf, D. J., Taylor, L. O., & Braden, J. B. (2013). Combining revealed and stated preference data to estimate preferences for residential amenities: A GMM approach. *Land Economics*, 89(1), 30–52.
- Phillips, M., Parsons, A. G., Wilkinson, H. J., & Ballantine, P. W. (2015). Competing for attention with in-store promotions. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 26, 141–146. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2015.05.009>.
- Pinti, P., Scholkmann, F., Hamilton, A., Burgess, P., & Tachtsidis, I. (2019). Current status and issues regarding pre-processing of fNIRS neuroimaging data: An investigation of diverse signal filtering methods within a general linear model framework. *Frontiers in Human Neuroscience*, 12(505), 1–21. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2018.00505>.
- Pirouz, D. 2007. *The neuroscience of consumer decision-making*. The Paul Merage School of Business, University of California Irvine, MPRA Paper no. 2181.
- Pizzagalli, D. A. (2007). Electroencephalography and high-density electrophysiological source localization. In J. T. Cacioppo, L. G. Tassinary, & G. G. Berntson (Eds.), *Handbook of Psychophysiology* (3rd ed., pp. 56–57). New York: Cambridge University Press.
- Plassmann, H., Ambler, T., Braeutigam, S., & Kenning, P. (2007). What can advertisers learn from neuroscience? *International Journal of Advertising*, 26(2), 151–175. <https://doi.org/10.1080/10803548.2007.11073005>.
- Plassmann, H., Doherty, J. O., Shiv, B., & Rangel, A. (2008). Marketing actions can modulate neural representations of experienced pleasantness. *PANS*, 105(3), 1050–1054.
- Plassmann, H., & Karmarkar, U. R. (2015). Consumer neuroscience: Revealing meaningful relationships between brain and consumer behavior. *The Cambridge Handbook of Consumer Psychology*, 152–179. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107706552.006>.
- Plassmann, H., & Ling, A. (2020). The neuromarketing toolkit. *Insead Publishing*. Retrieved from <https://publishing.insead.edu/case/neuromarketing-toolkit>.
- Plassmann, H., Venkatraman, V., Huettel, S. A., & Yoon, C. (2015). Consumer neuroscience: Applications, challenges, and possible solutions. *Journal of Marketing Research*, 52(4), 427–435. <https://doi.org/10.1509/jmr.14.0048>.

- Plassmann, H., & Weber, B. (2015). Individual differences in marketing placebo effects: Evidence from brain imaging and behavioral experiments. *Journal of Marketing Research, LII*(August), 1–18. <https://doi.org/10.1509/jmr.13.0613>.
- Plassmann, H., Yoon, C., Feinberg, F. M., & Shiv, B. (2011). Consumer neuroscience. *Wiley International Encyclopedia of Marketing, 3*. <https://doi.org/10.1002/9781444316568.wie03051>.
- Poldrack, R. A. (2011). Inferring mental states from neuroimaging data: From reverse inference to large-scale decoding. *Neuron, 72*(5), 692–697.
- Pollert, A., Kirchner, B., Pollert, M. C., & Bauer, M. (2016). *Duden Wirtschaft von A bis Z*. Dudenverlag.
- Polonioli, A. (2012). Gigerenzer's 'external validity argument' against the heuristics and biases program: An assessment. *Mind & Society, 11*(2), 133–148. <https://doi.org/10.1007/s11299-012-0098-9>.
- Prayudani, S., Hizriadi, A., Lase, Y. Y., & Fatmi, Y. (2019). Analysis accuracy of forecasting measurement technique on random K-nearest neighbor (RKNN) using MAPE and MSE. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1361, p. 12089). IOP Publishing.
- Prechtel, P., & Burkard, F.-P. (2008). Logischer Empirismus. In *Metzler Lexikon Philosophie*. Springer-Verlag Deutschland GmbH.
- Proclamation, P. (1990). The decade of the brain, 1990–1999. *Federal Register, 55*, 29553.
- Puccetti, R. (1981). The case for mental duality: Evidence from split-brain data and other considerations. *Behavioral and Brain Sciences, 4*(1), 93–99.
- Quaresima, V., & Ferrari, M. (2019). Functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) for assessing cerebral cortex function during human behavior in natural/social situations: A concise review. *Organizational Research Methods, 22*(1), 46–68. <https://doi.org/10.1177/1094428116658959>.
- Quartier, K., Vanrie, J., & Van Cleempoel, K. (2014). As real as it gets: What role does lighting have on consumer's perception of atmosphere, emotions and behaviour? *Journal of Environmental Psychology, 39*, 32–39. <https://doi.org/10.1016/j.jenvp.2014.04.005>.
- Rae, C. L., Hughes, L. E., Weaver, C., Anderson, M. C., & Rowe, J. B. (2014). Selection and stopping in voluntary action: A meta-analysis and combined fMRI study. *NeuroImage, 86*, 381–391. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2013.10.012>.
- Rampl, V. L., Eberhardt, T., Schütte, R., & Kenning, P. (2012). Consumer trust in food retailers: Conceptual framework and empirical evidence. *International Journal of Retail & Distribution Management, 40*(4), 254–272. <https://doi.org/10.1108/09590551211211765>.
- Reisch, L. A. (2003). *Transparenz auf Nahrungsmittelmarkten: Theoretische Begründung und verbraucherpolitische Praxis*.
- Reyna, V. F., & Brainerd, C. J. (1995). Fuzzy-trace theory: An interim synthesis. *Learning and Individual Differences, 7*(1), 1–75. [https://doi.org/10.1016/1041-6080\(95\)90031-4](https://doi.org/10.1016/1041-6080(95)90031-4).
- Reyna, V. F., & Brainerd, C. J. (2011). Dual processes in decision making and developmental neuroscience: A fuzzy-trace model. *Developmental Review, 31*(2–3), 180–206. <https://doi.org/10.1016/j.dr.2011.07.004>.
- Reyna, V. F., & Brust-Renck, P. G. (2020). How representations of number and numeracy predict decision paradoxes: A fuzzy-trace theory approach. *Journal of Behavioral Decision Making*, (January 2019), 1–23. <https://doi.org/10.1002/bdm.2179>.

- Reyna, V. F., Chick, C. F., Corbin, J. C., & Hsia, A. N. (2014). Developmental reversals in risky decision making: Intelligence agents show larger decision biases than college students. *Psychological Science*, 25(1), 76–84.
- Reyna, V. F., & Huettel, S. A. (2014). Reward, representation, and impulsivity: A theoretical framework for the neuroscience of risky decision making.
- Richards, G. (2002). *Putting psychology in its place: A critical historical overview*. Routledge. Retrieved from https://books.google.de/books?id=7bxvJIs5_wsC.
- Riedl, R., Banker, R. D., Benbasat, I., Davis, F. D., Dennis, A. R., Dimoka, A., ... Weber, B. (2010). On the foundations of NeuroIS: Reflections on the Gmunden Retreat 2009. *Communications of the Association for Information Systems*, 27(15), 243–264. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.02715>.
- Riedl, R., Hubert, M., & Kenning, P. (2010). Are there neural gender differences in online trust? An fMRI study on the perceived trustworthiness of eBay offers. *MIS Quarterly*, 34(2), 397–428.
- Riedl, R., & Léger, P.-M. (2016). Fundamentals of NeuroIS. *Studies in Neuroscience, Psychology and Behavioral Economics*. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Riedl, R., Mohr, P. N. C., Kenning, P., Davis, F. D., & Heekeren, H. R. (2014). Trusting humans and avatars: A brain imaging study based on evolution theory. *Journal of Management Information Systems*, 30(4), 83–114. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222300404>.
- Rilling, J. K., & Sanfey, A. G. (2011). The neuroscience of social decision-making. *Annual Review of Psychology*, 62, 23–48.
- Rogers, E. M. (1976). New product adoption and diffusion. *Journal of Consumer Research*, 2(4), 290–301.
- Roininen, K., Arvola, A., & Lähteenmäki, L. (2006). Exploring consumers' perceptions of local food with two different qualitative techniques: Laddering and word association. *Food Quality and Preference*, 17(1–2), 20–30.
- Rook, D. W., & Fisher, R. J. (1995). Normative influences on impulsive buying behavior. *Journal of Consumer Research*, 22(3), 305–313. <https://doi.org/10.1086/209452>.
- Roosen, J., Lusk, J. L., & Fox, J. A. (2003). Consumer demand for and attitudes toward alternative beef labeling strategies in France, Germany, and the UK. *Agribusiness*, 19(1), 77–90. <http://dx.doi.org/10.1108/17506200710779521>.
- Rossi, P. E., McCulloch, R. E., & Allenby, G. M. (1996). The value of purchase history data in target marketing. *Marketing Science*, 15(4), 321–340.
- Rothwell, R., Freeman, C., Hurlsey, A., Jervis, V. T. P., Robertson, A. B., & Townsend, J. (1974). SAPHO updated-project SAPHO phase II. *Research Policy*, 3(3), 258–291.
- Ryans, A. B. (1988). Strategic market entry factors and market share achievement in Japan. *Journal of International Business Studies*, 19(3), 389–409.
- Saad, G. (2008). The collective amnesia of marketing scholars regarding consumers' biological and evolutionary roots. *Marketing Theory*, 8(4), 425–448. <https://doi.org/10.1177/1470593108096544>.
- Samson, A., & Voyer, B. G. (2012). Two minds, three ways: Dual system and dual process models in consumer psychology. *AMS Review*, 2(2–4), 48–71. <https://doi.org/10.1007/s13162-012-0030-9>.

- Sanfey, A. G., Rilling, J. K., Aronson, J. A., Nystrom, L. E., & Cohen, J. D. (2003). The neural basis of economic decision-making in the ultimatum game. *Science*, *300*(5626), 1755–1758. <https://doi.org/10.1126/science.1082976>.
- Schaefer, M., & Rotte, M. (2007). Favorite brands as cultural objects modulate reward circuit. *NeuroReport*, *18*(2), 141–145. <https://doi.org/10.1097/WNR.0b013e328010ac84>.
- Schneider, M. J., & Gupta, S. (2016). Forecasting sales of new and existing products using consumer reviews: A random projections approach. *International Journal of Forecasting*, *32*(2), 243–256.
- Scholkmann, F., Kleiser, S., Metz, A. J., Zimmermann, R., Mata Pavia, J., Wolf, U., & Wolf, M. (2014). A review on continuous wave functional near-infrared spectroscopy and imaging instrumentation and methodology. *NeuroImage*, *85*, 6–27. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2013.05.004>.
- Scholz, C., Baek, E. C., O'Donnell, M. B., Kim, H. S., Cappella, J. N., & Falk, E. B. (2017). A neural model of valuation and information virality. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *114*(11), 2881–2886.
- Schultz, W., Dayan, P., & Montague, P. R. (1997). A neural substrate of prediction and reward. *Science*, *275*(5306), 1593–1599. <https://doi.org/10.1126/science.275.5306.1593>.
- Schütte, R. (2011). Modellierung von Handelsinformationssystemen. *Kumulative Habilitationsschrift. Westfälische Wilhelms-Universität Münster. Münster*.
- See, Y. H. M., Petty, R. E., & Evans, L. M. (2009). The impact of perceived message complexity and need for cognition on information processing and attitudes. *Journal of Research in Personality*, *43*(5), 880–889. <https://doi.org/10.1016/j.jrp.2009.04.006>.
- Setton, R., Wilhelms, E., Weldon, B., Chick, C., & Reyna, V. F. (2014). An overview of judgment and decision making research through the lens of fuzzy trace theory. *Xin Li Ke Xue Jin Zhan*, *22*(12), 1837–1854. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2017.03.040>.
- Sherman, J. W., Gawronski, B., Gonsalkorale, K., Hugenberg, K., Allen, T. J., & Groom, C. J. (2008). The self-regulation of automatic associations and behavioral impulses. *Psychological Review*, *115*(2), 314.
- Shestyuk, A. Y., Kasinathan, K., Karapoondinott, V., Knight, R. T., & Gurumoorthy, R. (2019). Individual EEG measures of attention, memory, and motivation predict population level TV viewership and Twitter engagement. *PLoS One*, *14*(3), e0214507.
- Shiv, B., Bechara, A., Levin, I. P., Alba, J. W., Bettman, J. R., Dube, L., ... McGraw, A. P. (2005). Decision neuroscience. *Marketing Letters*, *16*(3), 275–286. Retrieved from <https://faculty.fuqua.duke.edu/~jrb12/bio/Jim/shivetalchoiceconf.pdf>.
- Shiv, B., Carmon, Z. I. V., & Ariely, D. A. N. (2005). Placebo effects of marketing actions: Consumers may get what they pay for. *SSRN Electronic Journal*, *42*(4), 383–393. <https://doi.org/10.2139/ssrn.707541>.
- Silver, H., Tan, E., and Mitchell, C. (2012). Online consumer pulse – For online retailers, online marketplaces provide access to consumers and a “halo of trust.” *Bizrate Insights*, 1–3.
- Simon, H. (1991). *Models of my life*. New York: Basic Books Harper Collins.
- Simon, H. (1997). *Administrative behavior: A study of decision-making processes in administrative organizations* (4th ed.). New York: The Free Press.
- Sinha, S. K., & Verma, P. (2017). Consumer's response towards non-monetary and monetary sales promotion: A review and future research directions. *International Journal of Economic Perspectives*, *11*(2), 500–507.

- Skinner, B. F. (1938). *The behaviour of organisms – An experimental analysis*. Journal of General Psychology. New York: D. Appleton-Century Company Inc. <https://doi.org/10.1080/00221309.1936.9713156>.
- Skinner, B. F. (2011). *About behaviorism*. Knopf Doubleday Publishing Group. Retrieved from <https://books.google.de/books?id=K7WKkwPzNq5C>.
- Smidts, A., Hsu, M., Sanfey, A. G., Boksem, M. A. S. S., Ebstein, R. B., Huettel, S. A., ... Yoon, C. (2014). Advancing consumer neuroscience. *Marketing Letters*, 25(3), 257–267. <https://doi.org/10.1007/s11002-014-9306-1>.
- Smith, B. W., Dalen, J., Wiggins, K., Tooley, E., Christopher, P., & Bernard, J. (2008). The brief resilience scale: Assessing the ability to bounce back. *International Journal of Behavioral Medicine*, 15(3), 194–200. <https://doi.org/10.1080/10705500802222972>.
- Smith, E. R., & Collins, E. C. (2009). Dual-process models: A social psychological perspective. *J. St. BT Evans & K. Frankish (Eds.), In Two Minds: Dual Processes and Beyond*, 197–216.
- Smith, E. R., & DeCoster, J. (2000). Dual-process models in social and cognitive psychology: Conceptual integration and links to underlying memory systems. *Personality and Social Psychology Review*, 4(2), 108–131.
- Smith, D. V., & Huettel, S. A. (2010). Decision neuroscience: Neuroeconomics. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 1(6), 854–871. <https://doi.org/10.1002/wcs.73>.
- Spann, M., Fischer, M., & Tellis, G. J. (2015). Skimming or penetration? Strategic dynamic pricing for new products. *Marketing Science*, 34(2), 235–249.
- Spence, C., & Gallace, A. (2011). Multisensory design: Reaching out to touch the consumer. *Psychology & Marketing*, 28(3), 267–308. <https://doi.org/10.1002/mar>.
- Spence, C., Puccinelli, N. M., Grewal, D., & Roggeveen, A. L. (2014). Store atmospherics: A multisensory perspective. *Psychology & Marketing*, 31(7), 472–488. <https://doi.org/10.1002/mar>.
- Sperry, R. W. (1967). Split-brain approach to learning problems. *The Neu.*
- Spichtig, S., Scholkmann, F., Chin, L., Lehmann, H., & Wolf, M. (2012). Assessment of intermittent UMTS electromagnetic field effects on blood circulation in the human auditory region using a near-infrared system. *Bioelectromagnetics*, 33(1), 40–54. <https://doi.org/10.1002/bem.20682>.
- Spiller, A., & Schulze, B. (2008). Zukunftsperspektiven der Fleischwirtschaft. *Universitätsverlag Göttingen*, 526. Retrieved from <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Zukunftsperspektiven+der+Fleischwirtschaft#0>.
- Stahl-Busse, B. (1999). Dekade des menschlichen Gehirns. Retrieved from <https://idw-online.de/de/news15426>.
- Stanovich, K. E. (1999). *Who is rational? Studies of individual differences in reasoning*. Psychology Press.
- Stanovich, K. E. (2004). *The robot's rebellion: Finding meaning in the age of Darwin*. Chicago, IL, US. University of Chicago Press. <https://doi.org/10.7208/chicago> ...
- Stanovich, K. E. (2011). *Rationality and the reflective mind*. Oxford University Press.
- Stanovich, K. E., & West, R. F. (1998). Cognitive ability and variation in selection task performance. *Thinking & Reasoning*, 4(3), 193–230.
- Stevens, G., & Boden, A. (2014). Consumer Informatics: Some consideration on theoretical foundation and on outlining a research agenda. In *Challenges for Consumer Research and Consumer Policy in Europe*. International Conference on Consumer Research.

- Stocké, V. (2001). Framing ist nicht gleich Framing. Eine Typologie unterschiedlicher Framing-Effekte und Theorien zu ihrer Erklärung. In U. Druwe, V. Kunz, & T. Plümper (Eds.), *Jahrbuch für Handlungs- und Entscheidungstheorie: Folge 1/2001* (1st ed., pp. 75–105). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften. https://doi.org/10.1007/978-3-663-10417-9_3.
- Strack, F., & Deutsch, R. (2004). Reflective and impulsive determinants of social behavior. *Personality and Social Psychology Review*, 8(3), 220–247. https://doi.org/10.1207/s15327957pspr0803_1.
- Strack, F., Martin, L. L., & Stepper, S. (1988). Inhibiting and facilitating conditions of the human smile: A nonobtrusive test of the facial feedback hypothesis. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54(5), 768.
- Strelow, E., Heitmann, M., & Kühn, S. (2020). Product category priming – A case study on chocolate. *Marketing Review St. Gallen*, 3, 888–895.
- Strelow, E., & Scheier, C. (2018). Uncovering the WHY of consumer behavior: From neuroscience to implementation. *Marketing Review St. Gallen*, 1, 888–894.
- Swoboda, B., & Foscht, T. (2018). Käufer- und Konsumentenverhalten. In *Gabler Wirtschaftslexikon*. Retrieved from <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/kaeufers-und-konsumentenverhalten-38232/version-261657>.
- Tandon, P. N. (2000). The decade of the brain: A brief review. *Neurology India*, 48(3), 199–207.
- Terry, D. J., Hogg, M. A., & White, K. M. (1999). The theory of planned behaviour: Self-Identity, social identity and group norms. *British Journal of Social Psychology*, 38, 225–244. <https://doi.org/10.1348/014466699164149>.
- Tong, L. C., Acikalin, M. Y., Genevsky, A., Shiv, B., & Knutson, B. (2020). Brain activity forecasts video engagement in an internet attention market. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(12), 6936–6941. <https://doi.org/10.1073/pnas.1905178117>.
- Toplak, M. E., West, R. F., & Stanovich, K. E. (2011). The cognitive reflection test as a predictor of performance on heuristics-and-biases tasks. *Memory & Cognition*, 39(7), 1275.
- Townsend, C., & Kahn, B. E. (2014). The “visual preference heuristic”: The influence of visual versus verbal depiction on assortment processing, perceived variety, and choice overload. *Journal of Consumer Research*, 40(5), 993–1015. <https://doi.org/10.1086/673521>.
- Trommsdorff, V. (2008). *Konsumentenverhalten*. W. Kohlhammer Verlag.
- Trommsdorff, V., & Teichert, T. (2011). *Konsumentenverhalten*. (R. Köhler & H. Diller, Eds.) (8th ed.). Stuttgart: Kohlhammer.
- Trope, Y. (1986). Identification and inferential processes in dispositional attribution. *Psychological Review*, 93(3), 239.
- Tulving, E. (1985). Memory and consciousness. *Canadian Psychology/Psychologie Canadienne*, 26(1), 1.
- Tusche, A., Bode, S., & Haynes, J.-D. (2010). Neural responses to unattended products predict later consumer choices. *Journal of Neuroscience*, 30(23), 8024–8031.
- Tuunanen, T., Myers, M. D., & Cassab, H. (2010). A conceptual framework for consumer information. *Pacific Asia Journal of The Association for Information System*, 2(1), 47–66.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185(4157), 1124–1131. <https://doi.org/10.4324/9781912282562>.

- Ulrich, H. (1989). Eine systemtheoretische Perspektive der Unternehmungsorganisation. In *Organisation* (pp. 13–26). Springer.
- Urban, G. L., Weinberg, B. D., & Hauser, J. R. (1996). Premarket forecasting of really-new products. *Journal of Marketing*, *60*(1), 47–60.
- Valizade-Funder, S., & Heil, O. P. (2010). “The moment of truth”: Understanding consumers’ conduct at the PoS to explain purchase termination and to gain a competitive advantage. In *9th International Conference Marketing Trends*.
- van Veen, V., Krug, M. K., Schooler, J. W., & Carter, C. S. (2009). Neural activity predicts attitude change in cognitive dissonance. *Nature Neuroscience*, *12*(11), 1469–1474. <https://doi.org/10.1038/nn.2413>.
- Varga, M., Tusche, A., Albuquerque, P., Gier, N. R., Weber, B., Plassmann, H. (2021). Predicting sales of new consumer packaged goods with fMRI, behavioral, survey and market data. *Marketing Science Institute Working Paper Series 2021*, 21–139 https://www.msi.org/wp-content/uploads/2021/11/MSI_Report_21-139.pdf.
- Venkatraman, V., Clithero, J. A., Fitzsimons, G. J., & Huettel, S. A. (2012). New scanner data for brand marketers: How neuroscience can help better understand differences in brand preferences. *Journal of Consumer Psychology*, *22*(1), 143–153.
- Venkatraman, V., Dimoka, A., Pavlou, P. A., Vo, K., Hampton, W., Bollinger, B., ... Hampton, W. (2015). Predicting advertising success beyond traditional measures: New insights from neurophysiological methods and market response modeling. *Journal of Marketing Research*, *52*(4), 436–452. <https://doi.org/10.1509/jmr.13.0593>.
- Venkatraman, V., Payne, J. W., Bettman, J. R., Luce, M. F., & Huettel, S. A. (2009). Separate neural mechanisms underlie choices and strategic preferences in risky decision making. *Neuron*, *62*(4), 593–602.
- Verbeke, W. (2005). Agriculture and the food industry in the information age. *European Review of Agricultural Economics*, *32*(3), 347–368. <https://doi.org/10.1093/eurrag/jbi017>.
- Verbeke, W. (2008). Impact of communication on consumers’ food choices. *The Proceedings of the Nutrition Society*, *67*(3), 281–288. <https://doi.org/10.1017/S0029665108007179>.
- Verbeke, W., & Ward, R. W. (2006). Consumer interest in information cues denoting quality, traceability and origin: An application of ordered probit models to beef labels. *Food Quality and Preference*, *17*(6), 453–467. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2005.05.010>.
- Verbraucherkommission Baden-Württemberg. (2011). Vom Labelmissbrauch zu Vertrauenslabeln, 1–3.
- Vermeir, I., & Verbeke, W. (2006). Sustainable food consumption: Exploring the consumer “attitude – behavioral intention” gap. *Journal of Agricultural and Environmental Ethics*, *19*(2), 169–194. <https://doi.org/10.1007/s10806-005-5485-3>.
- Vollmer, G. (1994). Die vierte bis siebte Kränkung des Menschen. Gehirn, Evolution und Menschenbild. In *Aufklärung und Kritik*.
- Von Neumann, J., & Morgenstern, O. (2007). *Theory of games and economic behavior (commemorative edition)* (16th ed.). Princeton: Princeton university press.
- Vranas, P. B. M. (2000). Gigerenzer’s normative critique of Kahneman and Tversky. *Cognition*, *76*(3), 179–193. [https://doi.org/10.1016/S0010-0277\(99\)00084-0](https://doi.org/10.1016/S0010-0277(99)00084-0).
- VuMA. (2019a). Aldi-Kunden in Deutschland nach Geschlecht im Vergleich mit der Bevölkerung im Jahr 2019. Retrieved September 7, 2020, from <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/294367/umfrage/umfrage-in-deutschland-zum-geschlecht-der-kunden-von-edeka/>.

- VuMA. (2019b). Beliebteste Schokoriegelmarken (Konsum in den letzten 4 Wochen) in Deutschland in den Jahren 2016 bis 2019. Retrieved May 15, 2020, from <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/171533/umfrage/konsum-schokoriegel-marken-im-letzten-monat/>.
- VZBV. (2017). Staatliches Tierwohl-Label muss kommen. Retrieved November 28, 2020, from <https://www.vzbv.de/pressemitteilung/staatliches-tierwohl-label-muss-kommen>.
- Ward, J. (2015). The imaged brain. In J. Ward (Ed.), *The student's guide to cognitive neuroscience* (3rd ed., pp. 49–59). London: Psychology Press.
- Watson, J. B. (1930). *Behaviorism*. Chicago: University of Chicago Press.
- Watson, J. B., & Rayner, R. (1920). Conditioned emotional reactions. *Journal of Experimental Psychology, III*(1), 1–14. <https://doi.org/10.1136/bcr-2013-202948>.
- Weinberg, P. (1981). *Das Entscheidungsverhalten der Konsumenten*. Paderborn: Schöningh.
- Weingart, P. (1997). Interdisziplinarität – der paradoxe Diskurs. *Ethik Und Sozialwissenschaften, 8*(4).
- Weinrich, R., & Spiller, A. (2016). Developing food labelling strategies: Multi-level labelling. *Journal of Cleaner Production, 137*, 1138–1148. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.07.156>.
- Wenninger, G. (2000). Lexikon der Psychologie: Conjunction fallacy. Retrieved October 23, 2020, from <https://www.spektrum.de/lexikon/psychologie/conjunction-fallacy/2984>.
- West, R. F., Toplak, M. E., & Stanovich, K. E. (2008). Heuristics and biases as measures of critical thinking: Associations with cognitive ability and thinking dispositions. *Journal of Educational Psychology, 100*(4), 930.
- Wickramasinghe, L., Weliwatta, R., Ekanayake, P., & Jayasinghe, J. (2021). Modeling the relationship between rice yield and climate variables using statistical and machine learning techniques. *Journal of Mathematics, 2021*.
- Wille, S., Ermann, M., & Spiller, A. (2016). Informationsbedürfnis beim Kauf von regionalem Schweinefleisch: Ein Experiment auf Basis der Information-Display-Matrix. *Tagungsband 2016, 97*.
- Wilson, T. D., Lindsey, S., & Schooler, T. Y. (2000). A model of dual attitudes. *Psychological Review, 107*(1), 101.
- Windle, G. (2011). What is resilience? A review and concept analysis. *Reviews in Clinical Gerontology, 21*(2), 152–169. <https://doi.org/10.1017/S0959259810000420>.
- Wirtz, M. A. (2020). Ökologische Rationalität. In *Dorsch: Lexikon der Psychologie*. Hogrefe AG. Retrieved from <https://dorsch.hogrefe.com/stichwort/oekologische-rationalitaet>.
- Wobker, I., Lehmann-Waffenschmidt, M., Kenning, P., & Gigerenzer, G. (2012). What do people know about the economy? A test of minimal economic knowledge on Germany. *Dresden Discussion Paper in Economics, 3*(12), 1–48.
- Woodworth, R. S. (1929). *Psychology: A study of mental life*. New York: Henry Holt and Company.
- Wübbenhorst, K. (2018). Repräsentativität. Retrieved December 2, 2020, from <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/repraesentativitaet-51490/version-274652>.
- Yarkoni, T. (n.d.). neurosynth.org. Retrieved November 26, 2020, from <https://neurosynth.org>.
- Yarkoni, T. (2009). Big correlations in little studies: Inflated fMRI correlations reflect low statistical power – Commentary on Vul et al.(2009). *Perspectives on Psychological Science, 4*(3), 294–298.

- Yoon, C., Gonzalez, R., Bechara, A., Berns, G. S., Dagher, A. A., Dubé, L., ... Spence, C. (2012). Decision neuroscience and consumer decision making. *Marketing Letters*, 23(2), 473–485. <https://doi.org/10.1007/s11002-012-9188-z>.
- Yoshino, K., Oka, N., Yamamoto, K., Takahashi, H., & Kato, T. (2013). Functional brain imaging using near-infrared spectroscopy during actual driving on an expressway. *Frontiers in Human Neuroscience*, 7, 882.
- Yu, L., & Yu, Y. (2017). Energy-efficient neural information processing in individual neurons and neuronal networks. *Journal of Neuroscience Research*, 95(11), 2253–2266.
- Zhang, S., & Schmitt, B. H. (2001). Creating local brands in multilingual international markets. *Journal of Marketing Research*, 38(3), 313–325.
- Zhang, Y., & Buda, R. (1999). Moderating effects of need for cognition on responses to positively versus negatively framed advertising messages. *Journal of Advertising*, 28(2), 1–15. <https://doi.org/10.1080/00913367.1999.10673580>.
- Zhao, H., Tanikawa, Y., Gao, F., Onodera, Y., Sassaroli, A., Tanaka, K., & Yamada, Y. (2002). Maps of optical differential pathlength factor of human adult forehead, somatosensory motor and occipital regions at multi-wavelengths in NIR. *Physics in Medicine and Biology*, 47(12), 2075–2093. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/47/12/306>.
- Zinkhan, G. M. (1992). Human nature and models of consumer decision making. *Journal of Advertising*, 21(4), i–iii. <https://doi.org/10.1080/00913367.1992.10673380>.