
Georg Maier

Bildfolgenbasierte Gewinnung und Nutzung partikelindividueller Bewegungsinformation in der optischen Schüttgutsortierung

Schriftenreihe Automatische Sichtprüfung und Bildverarbeitung | Band 20

Georg Maier

**Bildfolgenbasierte Gewinnung und Nutzung
partikelindividueller Bewegungsinformation
in der optischen Schüttgutsortierung**

Schriftenreihe Automatische Sichtprüfung und Bildverarbeitung
Band 20

Herausgeber: Prof. Dr.-Ing. habil. Jürgen Beyerer

Lehrstuhl für Interaktive Echtzeitsysteme
am Karlsruher Institut für Technologie

Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik
und Bildauswertung IOSB

Bildfolgenbasierte Gewinnung und Nutzung partikelindividueller Bewegungsinformation in der optischen Schüttgutsortierung

von
Georg Maier

Karlsruher Institut für Technologie
Lehrstuhl für Interaktive Echtzeitsysteme

Bildfolgenbasierte Gewinnung und Nutzung partikelindividueller
Bewegungsinformation in der optischen Schüttgutsortierung

Zur Erlangung des akademischen Grades eines Doktors der Ingenieur-
wissenschaften von der KIT-Fakultät für Informatik des Karlsruher
Instituts für Technologie (KIT) genehmigte Dissertation

von Georg Maier, M.Sc.

Tag der mündlichen Prüfung: 10. Dezember 2021
Erster Gutachter: apl. Prof. Dr.-Ing. Thomas Längle
Zweiter Gutachter: Prof. Dr.-Ing. habil. Uwe D. Hanebeck

Impressum



Karlsruher Institut für Technologie (KIT)
KIT Scientific Publishing
Straße am Forum 2
D-76131 Karlsruhe

KIT Scientific Publishing is a registered trademark
of Karlsruhe Institute of Technology.
Reprint using the book cover is not allowed.

www.ksp.kit.edu



*This document – excluding parts marked otherwise, the cover, pictures and graphs –
is licensed under a Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License
(CC BY-SA 4.0): <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.en>*



*The cover page is licensed under a Creative Commons
Attribution-No Derivatives 4.0 International License (CC BY-ND 4.0):
<https://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/deed.en>*

Print on Demand 2022 – Gedruckt auf FSC-zertifiziertem Papier

ISSN 1866-5934
ISBN 978-3-7315-1192-2
DOI 10.5445/KSP/1000145967

Danksagung

Die vorliegende Dissertation entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB in Karlsruhe.

Herrn apl. Prof. Dr.-Ing. Thomas Längle danke ich herzlich für die Betreuung meiner Arbeit, das entgegengebrachte Vertrauen und die damit einhergegangene wissenschaftliche Förderung. Ebenfalls gilt mein Dank Prof. Dr.-Ing. habil. Uwe D. Hanebeck für die freundliche Übernahme des Korreferats, die damit einhergegangene Betreuung sowie sein Interesse an meiner Arbeit.

Besonders bedanken möchte ich mich bei meinem Betreuer Dr.-Ing. Robin Gruna, der mich auf dem gesamten Weg meines Promotionsvorhabens begleitet hat. Ich bedanke mich für die unzähligen fachlichen Diskussionen, den stets konstruktiven und freundschaftlichen Austausch sowie das gemeinsame Aufarbeiten temporärer Rückschläge und Erfreuen an Erfolgen.

Ebenfalls danke ich allen derzeitigen und ehemaligen Kollegen der Abteilung Sichtprüfsysteme des Fraunhofer IOSB – auf irgendeine Weise hat mich jeder und jede Einzelne während dieser Zeit unterstützt. Außerdem bedanke ich mich bei meinen Projektpartnern vom Lehrstuhl für Intelligente Sensor-Aktor-Systeme (ISAS) am Karlsruher Institut für Technologie, insb. Dr.-Ing. Florian Pfaff, vom Lehrstuhl für Energieanlagen und Energieprozesstechnik an der Ruhr-Universität Bochum, insb. Dr.-Ing. Christoph Pieper, sowie vom Fachgebiet Mechanische Verfahrenstechnik und Aufbereitung an der TU Berlin, insb. Prof. Dr.-Ing. Harald Kruggel-Emden.

Ich danke zudem allen Studierenden, die ich während dieser Zeit betreuen durfte und welche mich bei der Umsetzung meiner Ideen unterstützt haben.

Besonderer Dank für das sicher nicht immer vergnügliche Korrekturlesen meiner Arbeit geht an meine Mutter Gabi und meinen guten Freund Bernhard.

Ich danke herzlich meiner Familie, insbesondere meiner Frau Liliya, meiner Mutter Gabi und meinem Vater Dietmar, für ihre uneingeschränkte Unterstützung – nicht nur hinsichtlich meines Promotionsvorhabens, sondern der Förderung in sämtlichen Belangen.

Kandel, Dezember 2021

Georg Maier

Zusammenfassung

Die sensorgestützte Schüttgutsortierung dient der automatischen Qualitätskontrolle von Produkten in schüttfähiger Form. Der Oberbegriff beschreibt Systeme, welche die physikalische Abtrennung einzelner Partikel aus einem Materialstrom auf Basis sensorisch erfasster Information ermöglichen. In der Industrie und Forschung kommen nahezu ausnahmslos bildgebende, zeilen-scannende Sensoren, z. B. Farbzeilenkameras, zum Einsatz. Die Verwendung von Flächenkameras war aufgrund technischer Restriktionen in der Vergangenheit nicht möglich. Aufgrund fortlaufender technologischer Entwicklungen gelten diese heute jedoch nicht mehr.

In dieser Arbeit wird eine neue Gattung eines Schüttgutsortiersystems mit Flächenkamera erforscht. Der Einsatz von Hochgeschwindigkeitskameras als Inspektionssensorik wirft aus Sicht der Informatik spannende Forschungsfragen hinsichtlich der Gewinnung und Nutzung weitergehender Merkmale, insbesondere von Bewegungsinformation über zu sortierende Materialien, auf:

- (A) Wie können optisch identische bzw. schwer unterscheidbare Materialien auf Basis ihres Bewegungsverhaltens unterschieden und somit sortiert werden, wodurch völlig neue Anwendungsfelder eröffnet würden?
- (B) Lassen sich durch Nutzung von Bewegungsinformation präzisere Steuersignale für die Materialausschleusung berechnen, was eine völlig neue Qualität der Sortierung ermöglichen würde?
- (C) Können bestehende Systemauslegungen durch Ermittlung von Bewegungsinformation bewertet und deren Parametrisierung verbessert werden, so dass auch online eine Selbst-Optimierung des Sortiersystems möglich wird?

Für die Untersuchung dieser Forschungsfragen wird ein echtzeitfähiges Bildfolgenauswertesystem inklusive Multiobject-Tracking (MOT) für die Gewinnung partikelindividueller Bewegungstrajektorien entwickelt. Ein Fokus liegt auf

der Einhaltung der bestehenden festen Echtzeitbedingung, um auch bei hohen Bildwiederholraten Tausende von Objekten gleichzeitig verfolgen zu können. Mittels Laufzeitanalysen wird die Lösung des Zuordnungsproblems, ein Teilproblem des MOT, als Flaschenhals identifiziert und effiziente Lösungen, u. a. eine Variante des Auktionsalgorithmus für die Ausführung auf einer GPU, erforscht.

Anhand ausgewählter Szenarien erfolgt die Erforschung von Verfahren zur bewegungsbasierten Materialcharakterisierung. Hierfür wird der nutzbare, aus optischen Eigenschaften bestehende Merkmalsraum um Bewegungscharakteristika erweitert. Es erfolgt der experimentelle Nachweis der Unterscheidbarkeit optisch identischer bzw. schwer unterscheidbarer Objekte auf Basis von Bildfolgen im Kontext der Schüttgutsortierung. Es wird u. a. ein Verfahren zur Unterscheidung hohler und gesunder Haselnüsse und somit eine Lösung für ein derzeit noch offenes Sortierproblem vorgestellt, wodurch ein qualitativer Fortschritt gegenüber dem Stand der Forschung und Technik erzielt wird.

Das realisierte prädiktive MOT ermöglicht Vorhersagen über die zukünftige Lokalisierung einzelner Partikel. Hierdurch lassen sich präzise Steuersignale für die Aktorik berechnen. Es erfolgt die Ertüchtigung eines Schüttgutsortiersystems für die Nutzung von Bewegungsinformation zur Materialausschleusung und der experimentelle Vergleich mit einem Referenzsortiersystem. Es wird aufgezeigt, dass insbesondere bei schwierigen Materialtransportbedingungen eine deutlich höhere Trennschärfe erzielt wird. Neben diesen quantitativen Verfahrensfortschritten ergeben sich hierdurch neue Anwendungsfelder für die sensorgestützte Schüttgutsortierung.

In der Praxis werden Systemauslegungen durch die Wahl geeigneter Komponenten und Parametrisierungen auf konkrete Sortieraufgaben zugeschnitten. Der Materialtransport hat dabei starken Einfluss auf die Sortierqualität. Es erfolgt die Erforschung eines Verfahrens zur Erfassung und quantitativen Beschreibung des Transportverhaltens. Eine Flächenkamera wird im Sinne einer Analysesensorik zur Beobachtung der Transportphase in ein Sortiersystem integriert. Es wird aufgezeigt, dass die so bestimmbare Bewegungsinformation sich für den systematischen Vergleich verschiedener Systemauslegungen sowie die Identifikation geeigneter Parametrisierungen, insbesondere für die Separation, eignet. Perspektivisch ermöglicht das erforschte Verfahren eine Selbst-Optimierung von Sortiersystemen während eines laufenden Sortierprozesses.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	iii
Abkürzungen und Symbole	ix
1 Einleitung	1
1.1 Problemstellung	4
1.1.1 Einschränkungen für die Materialtrennung	6
1.1.2 Einschränkungen für die Materialcharakterisierung	10
1.2 Zielsetzung, Lösungsansatz und wissenschaftliche Beiträge	11
1.3 Gliederung	14
2 Stand der Anwendung, Forschung und Technik	17
2.1 Anwendungsfelder der sensorgestützten Schüttgutsortierung	17
2.1.1 Anwendungsfelder in der Agrarprodukt- und Lebensmittelindustrie	18
2.1.2 Anwendungsfelder im Bergbau	20
2.1.3 Anwendungsfelder in der Abfallaufbereitung	21
2.2 Systemkomponenten und -parameter	26
2.2.1 Materialzuführung und -transport	27
2.2.2 Sensorik	31
2.2.3 Datenauswertung	39
2.2.4 Materialtrennung	43
2.3 Prozessparameter	45
2.3.1 Korngrößenverteilung	45
2.3.2 Massenstrom, Materialdurchsatz und Belegungsichte	47
2.3.3 Materialzusammensetzung	48
2.3.4 Materialvereinzelung	49

2.4	Methoden zur Bewertung der Effizienz sensorgestützter Schüttgutsortiersysteme	50
2.5	Bildfolgenauswertung und deren Einsatz für Sichtprüfaufgaben	54
2.5.1	Definition einer Bildfolge	54
2.5.2	Einsatz für Sichtprüfaufgaben	55
2.6	Zusammenfassung und Einordnung	56
3	Vorstellung des Referenzsortiersystems mit Farbzeilenkamera	59
3.1	Physikalischer Aufbau des Referenzsortiersystems	59
3.2	Sortiersoftwaremodule des Referenzsortiersystems	63
3.2.1	Bildaufnahme, Bildvorverarbeitung und Pixelklassifikation	63
3.2.2	Berechnung der Ausblasfenster und Steuerung der Schnellschaltventile	65
4	Bildfolgenerweiterte optische Schüttgutsortierung	67
4.1	Bilddatenverarbeitungskette mit Flächenkamera	67
4.1.1	Bildaufnahme, Bildvorverarbeitung und Pixelklassifikation	67
4.1.2	Bildauswertung	68
4.1.3	Berechnung der Ausblasfenster und Steuerung der Schnellschaltventile	75
4.2	Multiobject-Tracking für die sensorgestützte Schüttgutsortierung	76
4.2.1	Aufbau des Multiobject-Tracking-Systems	77
4.2.2	Implementierung und Integration des Multiobject-Tracking-Systems in die Bildverarbeitungskette	82
4.2.3	Resultierender Algorithmus	91
4.3	Entwicklung echtzeitfähiger Lösungen für das Zuordnungsproblem	92
4.3.1	Vorstellung der Datensätze zur Bewertung der Algorithmen zur Lösung des Zuordnungsproblems	93
4.3.2	Feststellung der Leistungsfähigkeit der konventionellen Algorithmen	95

4.3.3	Adaptive Algorithmenauswahl zur Laufzeit zur Lösung des Zuordnungsproblems	101
4.3.4	Adaption und Realisierung des Auktionsalgorithmus für den Einsatz auf einer GPU zur Lösung des Zuordnungsproblems	108
4.4	Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse	113
5	Bildfolgenauswertung für Kalibrierungs- und Systemanalyseverfahren zur verbesserten Systemauslegung	121
5.1	Erweiterung des Referenzsortiersystems um eine Flächenkamera und Flächenbeleuchtung	123
5.2	Vorstellung der Referenzsortieraufgaben	124
5.3	Erfassung und Bewertung der Bewegung	127
5.4	Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse	136
6	Bildfolgenauswertung für eine verbesserte Materialauschleusung	139
6.1	Nutzung partikelindividueller Bewegungsinformation zur Separationssteuerung	140
6.2	Parametrisierung der Sortiersysteme und Vorstellung des Bewertungsschemas	142
6.2.1	Parameter für die Zuführung und den Materialtransport	143
6.2.2	Parameter für die Bildaufnahme und -auswertung . .	143
6.2.3	Parameter für die Ausschleusung	144
6.3	Experimente zur Materialtrennung	145
6.3.1	Experimente zur Materialtrennung auf einem Förderband	146
6.3.2	Experimente zur Materialtrennung auf einer Rutsche	149
6.4	Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse	153
7	Bildfolgenauswertung für die Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegungsinformation	155
7.1	Adaption der Bildfolgenauswertung für die Materialcharakterisierung	157
7.2	Bewegungsinformation durch elastische Stöße	160
7.2.1	Beschreibung des Versuchsaufbaus und der Prüfobjekte	160

7.2.2	Gewinnung und Verarbeitung der Tracks mit elastischen Stößen	163
7.2.3	Klassifikation der Bewegung mit elastischen Stößen	165
7.3	Informationstragende Bewegungsmerkmale beim Transport auf einem Förderband	166
7.3.1	Beschreibung der Testobjekte und der Datengewinnung	169
7.3.2	Berechnung statistischer Bewegungsmerkmale des Transportverhaltens auf dem Förderband	170
7.3.3	Klassifikation der Modellkörper auf Basis statistischer Bewegungsmerkmale	171
7.4	Verursachung unruhiger Bewegungspfade mittels strukturierter Rutschenoberfläche	174
7.4.1	Beschreibung des Versuchsaufbaus, der Prüfobjekte und der Datengewinnung	174
7.4.2	Klassifikation der Kunststoffkugeln unter Nutzung der Koordinaten als Merkmale	177
7.4.3	Entwicklung weitergehender Merkmale zur Steigerung der Klassifikationsleistung	179
7.4.4	Klassifikation der Kunststoffkugeln unter Nutzung der weitergehenden Merkmale	182
7.4.5	Klassifikation der Haselnüsse unter Nutzung der weitergehenden Merkmale	185
7.5	Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse	189
8	Fazit	193
8.1	Zusammenfassung	193
8.2	Ausblick	195
	Literaturverzeichnis	199
	Betreute und co-betreute Diplom-, Bachelor- und Masterarbeiten	221
	Eigene Veröffentlichungen	223
	Journalartikel	223
	Konferenzbeiträge	225

Abkürzungen und Symbole

Abkürzungen

ABS	Acrylnitril-Butadien-Styrol
AVX	Advanced Vector Extensions
CAD	Computer-aided Design
CAN	Controller Area Network
CFD	Computational fluid dynamics
CMOS	Complementary metal-oxide-semiconductor
CV	Constant velocity
C&DW	Construction and demolition waste
DE-XRT	Dual-Energy X-ray Transmission
DEM	Diskrete Elemente Methode
FIR	Far Infrared
FPGA	Field Programmable Gate Array
GNN	Global Nearest Neighbour
GPU	Graphics Processing Unit
HSI	Hyperspectral Imaging
KSP	Keramik, Steine und Porzellan

LAPJV	Jonker-Volgenant Algorithmus für das lineare Zuordnungsproblem
LIBS	Laser Induced Breakdown Spectroscopy
LNN	Local Nearest Neighbour
MIR	Mid Infrared
MOT	Multiobject-Tracking
MTT	Multitarget-Tracking
NIR	Nahinfrarot
PA	Polyamid
PC	Polycarbonate
PET	Polyethylenterephthalat
PLA	Poly lactiden
POM	Polyoxymethylen
PP	Polypropylen
PS	Polystyrol
PVC	Polyvinylchlorid
RBF	Radialbasisfunktion
ROC	Receiver-Operating Characteristic
SVM	Support Vector Machine
SWIR	Short-wavelength Infrared
TPU	Thermoplastisches Polyurethan
UV	Ultraviolett

VIS	Visuell
WEEE	Waste electrical and electronic equipment
WEEP	Waste electrical and electronic equipment plastics
XRF	X-ray Fluorescence

Symbolverzeichnis

Konventionen

a, b, \dots	skalare Variablen
$\mathbf{a}, \mathbf{b}, \dots$	Vektoren
$\mathbf{A}, \mathbf{B}, \dots$	Matrizen
\dot{a}	Ableitung von a nach der Zeit t
\hat{x}	Schätzung
\mathbf{v}	Zufallsvektor
$\mathbf{C}^{\mathbf{v}}$	Kovarianzmatrix des Zufallsvektors \mathbf{v}
\bar{a}	Mittelwert von a
σ_a	Standardabweichung von a
$\mathbf{a}^{\top}, \mathbf{A}^{\top}$	Transponierte eines Vektors bzw. einer Matrix
Ω	Domäne einer Funktion
\mathcal{S}	strukturierendes Element

Symbole

d	skalare Distanz
g	skalares Bild
\mathbf{g}	mehrkanaliges Bild
\mathcal{G}	Punktmenge
$O(\cdot)$	Komplexitätsklasse
$P(\cdot)$	Wahrscheinlichkeit
\mathbf{p}_t	Messung zum Zeitpunkt t

R_d	Anteil abzulehnender Partikel, die sich nach dem Sortiervorgang im Ausschussbehälter befinden
R_c	Anteil zu akzeptierender Partikel, die sich nach dem Sortiervorgang im Ausschussbehälter befinden
\mathbb{R}	Menge der reellen Zahlen
s	Nutzsignal
\mathcal{T}	Track
TI	Turbulenzintensität
SE	Separationseffizienz
\mathbf{v}	vektorielle Geschwindigkeit

Operatoren

$ \cdot $	Betrag einer Variablen
$d(\cdot, \cdot)$	Distanzfunktion
\ominus	Erosion
\oplus	Dilatation
\circ	Öffnen-Operation
\bullet	Schließen-Operation

1 Einleitung

Die automatische Qualitätskontrolle ist seit langem fester Bestandteil der verarbeitenden und aufbereitenden Industrie. Im Gegensatz zu der manuellen, durch menschliches Personal durchgeführten Prüfung, verspricht die automatische Qualitätskontrolle objektive und reproduzierbare Ergebnisse, eine schnelle Prüfungsdurchführung und günstigere Lösungen. Eine weit verbreitete Form der automatischen Qualitätskontrolle ist die automatische Sichtprüfung. Durch *Hinschauen* wird beispielsweise geprüft, ob Bauteile korrekt montiert wurden, Behälter vollständig bestückt sind, oder einzelne Objekte den Qualitätsanforderungen in Form von Maßen, Form, Oberflächenbeschaffenheit oder Farbe genügen [Bey+12, Kap. 1]. Das Hinschauen erfolgt hierbei durch einen oder mehrere bildgebende Sensoren.

Eine spezielle Ausprägung der automatischen Sichtprüfung ist die sensorgestützte Schüttgutsortierung. Es handelt sich hierbei um einen Oberbegriff für Systeme, welche die Abtrennung einzelner Partikel aus einem Materialstrom ermöglichen. Der Begriff Schüttgut beschreibt ein pulvriges, körniges oder stückiges Gemisch in schüttfähiger, also unverpackter, Form. Das manuelle Pendant zur automatischen Schüttgutsortierung ist das Hand-Picking, bei welchem Verunreinigungen von einem zu gewinnenden Produkt von Hand entfernt werden. Die Entwicklung sensorgestützter Schüttgutsortiersysteme geht im weitesten Sinne bereits knapp 100 Jahre zurück, es existiert beispielsweise ein betreffendes Patent aus dem Jahr 1926 [Swe26]. Aufgrund anhaltender und akuter Entwicklungen sind Lösungsansätze notwendiger denn je:

Globaler Handel Die Mengen an umzuschlagendem Schüttgut nimmt drastisch zu, beispielsweise stieg die Menge der weltweiten Seefracht an Eisenerz, Getreide, Kohle, Bauxit und Phosphat von 448 Millionen Tonnen im Jahr 1970 auf 3172 Millionen Tonnen im Jahr 2016 [UNC17]. Damit einher geht ein beachtlicher Verbrauchsanteil der weltweiten Energieproduktion [Dur00, Kap. 1]. Durch eine vorgeschaltete Sortierung des

Materials wird sichergestellt, dass nur das reine Zielprodukt in die Transportwege gelangt und die Mengen dadurch verringert werden [Rob+19].

Kreislaufwirtschaft Aufgrund verknappender natürlicher Ressourcen sowie erschöpfter Deponieflächen kommt der Abfallaufbereitung von Produkten eine immer höhere Bedeutung zu. Der Ausbau der Kreislaufwirtschaft wird daher auch durch die Politik, z. B. durch entsprechende Regulierungen, gefordert. Eine aktuelle Richtlinie der Europäischen Union [Eur19] fordert beispielsweise eine verbindliche Mindestquote für den Einsatz von Plastik-Rezyklat in gewissen Verbraucherprodukten. Eine vergleichbare Richtlinie existiert bereits länger für Elektro- und Elektronik-Altgeräte [Eur12]. Selbst scheinbar selbstverständliche Ressourcen wie Sand, welcher für die Herstellung von Baustoffen benötigt wird, verknappen. Hierdurch entsteht die Notwendigkeit des verstärkten Einsatzes von Recycling-Baustoffen [GRI19]. Die Schüttgutsortierung stellt für die Realisierung einer Kreislaufwirtschaft eine Schlüsseltechnologie dar, da sie die Rückgewinnung wertvoller Ressourcen für die Wiederverwendung ermöglicht.

Agarindustrie und Lebensmittelverarbeitung Durch die wachsende Weltbevölkerung steht immer weniger Anbaufläche für Lebensmittel für immer mehr Menschen zur Verfügung. Dies stellt die industrielle Landwirtschaft vor große Herausforderungen. Züchter und Saatguterzeuger müssen sicherstellen, gesundes und qualitativ hochwertiges Saatgut anzubieten. Beispielsweise müssen Pilzkrankungen detektiert und die Keimfähigkeit gewährleistet werden. Vergleichbare Aufgabenstellungen finden sich auch in der lebensmittelverarbeitenden Industrie. Ungeziefer und Fremdkörper können während des Produktionsprozesses in Lebensmittel gelangen und stellen für Endverbraucher eine potentielle Gefahr dar. Auch für diese Aufgaben stellt die sensorgestützte Schüttgutsortierung eine Lösung dar.

Aus diesen Beispielen lassen sich die drei Kerneinsatzbranchen der sensorgestützten Schüttgutsortierung erkennen: Bergbau, Abfallaufbereitung und Lebensmittelverarbeitung. Zudem spielt sie eine zentrale Rolle in der Qualitätssicherung in der Produktion [Län07].

Bei der sensorgestützten Schüttgutsortierung handelt es sich um eine Einzelpartikel-Trenntechnik. In Abgrenzung zu mechanischen Sortierverfahren wie

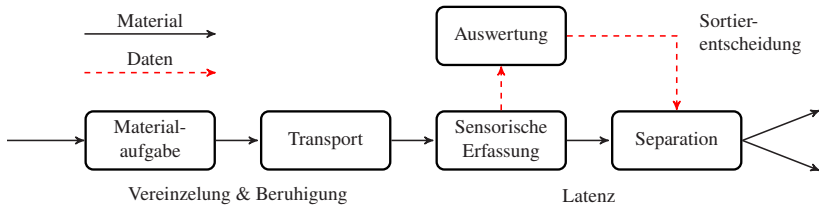


Abbildung 1.1: Schematische Darstellung des Prozesses der sensorgestützten Schüttgutsortierung.

dem Sieben, Windsichten, oder Schwimm-/Sink-Verfahren, wird die Technologie stellenweise auch als *indirekte Sortierung* bezeichnet [Gun+17], da die Partikelklassifikation und die Abtrennung in getrennten Schritten erfolgen. Theoretisch können beliebig viele Klassen zur Sortierung erkannt werden und auch die Trennung in mehrere Fraktionen ist prinzipiell möglich. In industriellen Anwendungen wird die Aufgabe jedoch vorzugsweise als binäre Sortieraufgabe, also die Sortierung in *Produkt* und *Rückstände*, realisiert, da die Mehrwegsartierung eine komplexe mechanische Handhabung erfordert.

Abbildung 1.1 zeigt eine schematische Darstellung des Prozesses der sensorgestützten Schüttgutsortierung. Zunächst wird das Material mit Hilfe eines Fördermechanismus dem System zugeführt. Über ein Transportmedium wird das Material darauffolgend weiter transportiert. Im Verlauf des Transports erfolgt die sensorische Erfassung. Die gemessenen Daten werden maschinell ausgewertet, um einzelne Partikel im Materialstrom zu detektieren und zu klassifizieren. Das Ergebnis der Klassifikation ist die Basis für die Sortierentscheidung, welches mittels eines Aktors ausgeführt wird. Zwischen sensorischer Erfassung und Separation besteht eine Latenz, welche u. a. der benötigten Zeit für die Datenauswertung geschuldet ist.

Eine besondere Stärke der Sortiertechnologie liegt in der Vielfalt einsetzbarer Sensoren. Hierdurch entsteht eine große Flexibilität hinsichtlich der detektierbaren Materialeigenschaften und somit der anzuwendenden Sortierkriterien. Aufgrund ihrer Eignung für Systeme mit hohen Materialdurchsätzen dominieren an dieser Stelle bildgebende Sensoren.

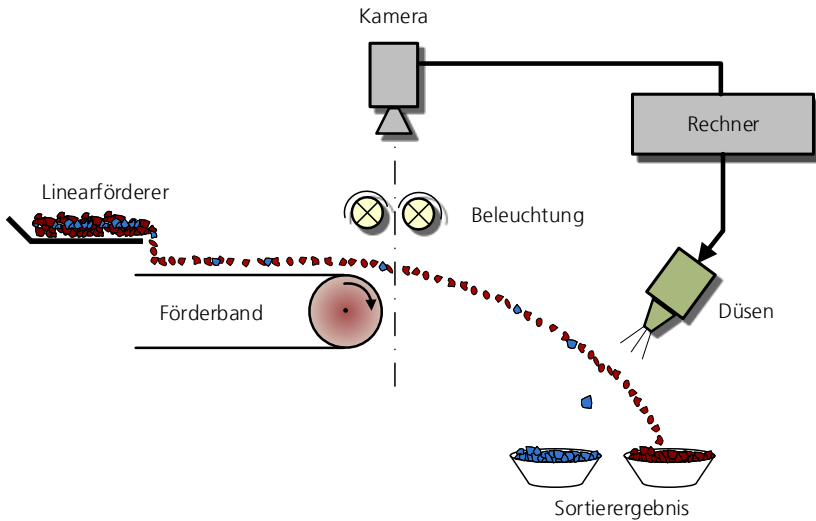


Abbildung 1.2: Schematische Darstellung eines sensorgestützten Schüttgutsortiersystems in der Praxis.

Eine weit verbreitete Instanziierung gemäß dieses Schemas sind optische Band-sortieranlagen wie in Abbildung 1.2 dargestellt. Hier wird das Schüttgut mittels eines Linearförderers auf ein Förderband befördert, welches dem Transport des Materials dient. Die sensorische Erfassung erfolgt nach Abwurf des Materials von dem Förderband in einer Freiflugphase mittels einer Kamera, unterstützt durch eine entsprechende Beleuchtung. Die Datenauswertung findet auf einem Rechner statt. Die physikalische Trennung des Materialstroms wird pneumatisch durch eine Reihe an Schnellschaltventilen realisiert.

1.1 Problemstellung

Die Sortiereffizienz sensorgestützter Schüttgutsortiersysteme ergibt sich aus zwei konkurrierenden Zielgrößen:

1. Der **Sortierqualität**, welche durch die Reinheit der resultierenden Sortierfraktionen beschrieben ist.

2. Dem **Massenstrom**, welcher durch das System verarbeitet werden kann.

Unter industriellen Betriebsbedingungen ist der Sortierprozess nahezu nie fehlerfrei. Während des Sortierprozesses können zwei Arten von Fehlern auftreten, welche potentiell zu einer Fehlsortierung führen und die Sortierqualität senken. Die erste Art sind Fehler bei der Materialtrennung. In diesem Fall wird eine korrekte Sortierentscheidung ermittelt, aber die physikalische Ausbringung des Partikels schlägt fehl, z. B. aufgrund einer fehlerhaften Ansteuerung des Aktors. Die zweite Art sind Fehler bei der Materialcharakterisierung. Im Falle eines solchen Fehlers wird ein Partikel falsch klassifiziert, was zu einer falschen Sortierentscheidung führen kann. Dies entspricht der Falschzuweisung eines Partikels der korrekten Klassenzugehörigkeit *Produkt* zu der Klasse *Rückstände* sowie umgekehrt.

Um eine gewünschte Sortiereffizienz zu erzielen, wird eine konkrete Systemauslegung auf die zugrundeliegende Sortieraufgabe zugeschnitten. Dies beinhaltet die Wahl von Förder- und Transportmechanismen, Sensorik, Datenauswertung und Aktorik. Aufgrund der gegenseitigen Einflüsse können die einzelnen Komponenten nicht individuell betrachtet und bewertet werden. Eine optimale Systemauslegung erfordert eine ganzheitliche Systemsicht. Hierdurch verdeutlicht sich der interdisziplinäre Charakter der Systementwicklung. In der Konsequenz findet sich heute eine Vielzahl verschiedener Systemauslegungen im industriellen Einsatz.

Eine Gemeinsamkeit aller Auslegungen findet sich jedoch in der Verwendung zeilenscannender Sensoren. Hierbei werden einzelne Bildzeilen zu mehreren aufeinanderfolgenden Zeitpunkten aufgenommen. Da das Material während des Transports erfasst wird, können die einzelnen Zeilen zu einem 2D-Bild zusammengeführt werden. Bei der Verwendung von Farbkameras hatte der Einsatz von Zeilenkameras beispielsweise lange Zeit den Vorteil, dass höhere Auflösungen und Bildwiederholraten im Vergleich zu Flächenkameras erzielt wurden [Bey+12, Kap. 6]. Dies ermöglichte hohe Transportgeschwindigkeiten, wodurch wiederum hohe Materialdurchsätze bewältigt werden konnten. Dieser Vorteil besteht heute jedoch kaum noch bzw. nicht mehr. Insbesondere Fortschritte bei CMOS-Bildsensoren ermöglichen auch bei Flächenkameras schnelle Auslesegeschwindigkeiten durch parallele Auslesestrukturen [Blo08]. Ein weiterer Vorteil bei der Verwendung zeilenscannender Sensoren liegt in der Auswahl der Beleuchtung, da die homogene Ausleuchtung einer Zeile deutlich einfacher und damit auch kostengünstiger als die einer Fläche ist [Tae08].

Durch den Einsatz zeilenscannender Sensoren erfolgt die Materialbewertung jedoch immer auf Basis eines statischen Bildes. Es wird keine Information über die zeitliche Dynamik, insbesondere über das Bewegungsverhalten einzelner Partikel, erfasst. Im Vergleich zur Prüfung durch Menschen, welche Prüfbjekte z. B. über eine zeitliche Dauer beobachten und aus einer beobachteten Dynamik Rückschlüsse auf die Materialeigenschaften ziehen können, stellt dies eine starke Einschränkung dar. Diese Einschränkung wirkt sich, wie im Folgenden dargelegt, direkt auf beide Arten potentieller Sortierfehler aus.

1.1.1 Einschränkungen für die Materialtrennung

In der sensorgestützten Schüttgutsortierung erfolgen sensorische Erfassung und physikalische Trennung zeitlich versetzt. Dies ist notwendig, da die Datenauswertung zur Berechnung der Sortierentscheidung Rechenzeit benötigt. Auf Basis der Information aus der sensorischen Erfassung muss der Ort sowie der Zeitpunkt, an dem ein auszuschleusendes Partikel die Separationsstufe passieren wird, berechenbar sein. Eine ungenaue oder falsche Berechnung führt zu einer fehlerhaften Ansteuerung des Aktors, was wiederum in einem Sortierfehler resultieren kann. In der Konsequenz besteht das Risiko, dass *Rückstände* in dem vermeintlich gereinigten *Produkt* verbleiben. Je nach Anwendungsfall können die Auswirkungen von wirtschaftlichen Nachteilen bis hin zu einer potentiellen Gesundheitsgefährdung reichen.

Der zeitliche Versatz t_{Latenz} zwischen sensorischer Erfassung und Separation ergibt sich aus

$$t_{\text{Latenz}} = \frac{d}{\mathbf{v}_y}, \quad (1.1)$$

wobei d den örtlichen Abstand zwischen Inspektionslinie und Separationsstufe und \mathbf{v}_y die Geschwindigkeit eines Partikels in Transportrichtung beschreibt. Für ein Partikel, das zum Zeitpunkt $t_{\text{Erfassung}}$ sensorisch erfasst wurde und ausgeschleust werden soll, ergibt sich der Zeitpunkt der Separation $t_{\text{Separation}}$ dann aus

$$t_{\text{Separation}} = t_{\text{Erfassung}} + t_{\text{Latenz}} = t_{\text{Erfassung}} + \frac{d}{\mathbf{v}_y}. \quad (1.2)$$

Da durch den Einsatz zeilenscannender Sensoren keine Information über die zeitliche Dynamik vorliegt ist \mathbf{v}_y nicht aus den sensorisch erfassten Daten

bestimmbar. Für alle Partikel muss daher eine gleiche Geschwindigkeit angenommen werden. In der Konsequenz ist es für eine erfolgreiche Ausschleusung notwendig, dass alle Partikel sich in uniformer Geschwindigkeit bewegen. Die Transportphase muss daher nicht nur das Material befördern, sondern außerdem die Einhaltung der uniformen Geschwindigkeit sicherstellen.

Für bestimmte Materialien oder Materialmischungen ist das Erzielen einer vollständigen Materialberuhigung bzw. das Sicherstellen einer uniformen Transportgeschwindigkeit ein schwieriges Problem. Aus Gleichung (1.1) wird deutlich, dass durch Reduktion des örtlichen Abstands zwischen sensorischer Erfassung und physikalischer Trennung der Effekt nicht uniformer Geschwindigkeiten abgemildert werden kann. Durch die Reduktion der Latenz verringert sich jedoch ebenfalls die Zeitspanne, welche der Datenverarbeitung zur Verfügung steht. Aufgrund fester Echtzeitanforderungen muss selbst in Zeiten hoher Systembelastung, i. d. R. bedingt durch eine hohe Materialbelegungsdichte, die Datenverarbeitung abgeschlossen sein, bevor das Material die Separationsstufe passiert. Obwohl die Reaktionszeiten von Sensoren und Verarbeitungssystemen aufgrund neuer Entwicklungen immer kürzer werden, kann der Abstand daher nicht beliebig minimiert werden. Hinzu kommt, dass oft nur wenige Millisekunden Latenz bereits dazu führen, dass die berechnete Position von der tatsächlichen abweicht, wenn keine vollständige Materialberuhigung erzielt wird [Mai+16a].

Beim Einsatz von pneumatischer Separation mittels Schnellschaltventilen ist die Vergrößerung des Ausblasfensters, d. h. die längere Aktivierung bzw. die Aktivierung von mehr Düsen als vermeintlich benötigt, eine gängige Strategie zur Erhöhung der Zuverlässigkeit der Ausschleusung von Partikeln, siehe Abbildung 1.3. Dies hat jedoch zwei wesentliche Nachteile:

1. Es erhöht sich das Risiko, dass Partikel, die sich in der Nähe eines auszuschleusenden Partikels befinden, fälschlicherweise mit abgelenkt werden. Dieses Phänomen wird teilweise auch als *Beifang* bezeichnet und wirkt sich negativ auf die Fraktionsreinheit des ausgeschleusten Materials aus.
2. Es erhöht sich die Menge der zur Ablenkung benötigten Druckluft. Dies wirkt sich aufgrund des erhöhten Energiebedarfs direkt auf die Betriebskosten aus [Sai+10]. Laut [Gül+18b] entfallen ca. 70 % der

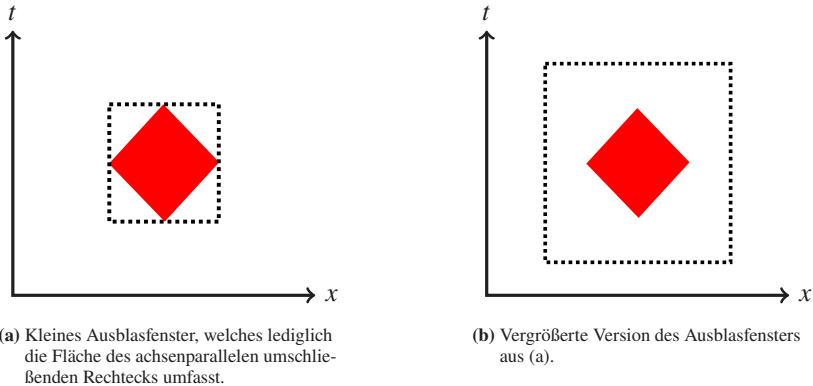


Abbildung 1.3: Schematische Darstellung vergrößerter Ausblasfenster. Die rote Raute stellt ein auszuschleusendes Partikel dar. Die Ortskoordinaten x quer zur Transportrichtung werden auf Ventile des Düsenbalkens abgebildet. Das gestrichelte Rechteck beschreibt das Ausblasfenster und die Fläche somit die Zeitpunkte und Ortskoordinaten, an denen Ventile geöffnet sind.

Betriebskosten von sensorgestützten Sortiersystemen mit pneumatischer Separation auf die Erzeugung von Druckluft.

Eine weitere, mechanische Lösung des Problems ist der Einsatz sehr langer bzw. mehrerer Förderbänder, um das Material stufenweise vorzubeschleunigen und während des Transports mehr Zeit für die Eliminierung von Relativbewegung zu gewinnen. Diese Lösung ist jedoch recht kostspielig hinsichtlich der Anschaffungs- und Wartungskosten sowie nachteilig bezüglich des gesteigerten Platzbedarfs der Sortiersysteme.

Die Relevanz der Problematik wird im Folgenden anhand zweier Fallbeispiel weiter aufgezeigt. Glas gilt als umweltverträglicher Rohstoff, da er durch etablierte Recyclingprozesse nahezu unendlich oft wiederverwertet werden kann [Fri+20]. Aus Daten des Umweltbundesamts geht hervor, dass im Zeitraum zwischen 2007 und 2016 Verwertungsquoten oberhalb von 82% für Glas aus gebrauchten Verpackungen erzielt wurden [Umw19]. Die optische Sortierung ist fester Bestandteil der Aufbereitungskette von Glasbruch. Die Scherben werden nach Farbe (Weiß-, Grün- und Braunglas) getrennt, hitzebeständiges und bleihaltiges Glas wird aussortiert. Letzteres gilt auch für Fremdkörper. Eine wichtige Aufgabe bei der Glassortierung ist das Entfernen von Keramik,

Steinen und Porzellan, der sogenannten KSP-Fraktion. Laut Umweltbundesamt darf eine Tonne Altglas maximal 25 g – also lediglich 0,00025 % – KSP für die stoffliche Verwertung enthalten. Der Anteil an zulässigen Nichteisenmetallen ist sogar noch geringer. Insbesondere die Steine führen bei der Sortierung jedoch zu Problemen:

”In spite of the evolution of the optical sorters and the flow-sheets used by glass recycling industry, some contaminants are still difficult to remove. Contaminants with sub-spherical shape, like stones, are difficult to remove because, after passing through the optical sensor that identifies the contaminants, the stones generally roll down, presenting a trajectory not predicted by the system and being recovered with the glass.” [Dia+15, S. 202 und S. 203]

Das zweite Beispiel stammt ebenfalls aus dem Recyclingkontext. In [Küp+19b] wird der Einfluss von Rauheit und Oberflächenfeuchtigkeit von Plastikpartikeln auf deren Sortierung untersucht. Für die Sortierung von Plastik werden typischerweise hyperspektrale Nahinfrarotkameras eingesetzt, da hierdurch eine Unterscheidung unterschiedlicher Polymere möglich ist. In [Küp+19b] wird folgender ungewollte Nebeneffekt der Beleuchtung, welcher sich auf das Bewegungsverhalten auswirkt, beschrieben:

”[...] it has been observed that the yield of TPU is temperature dependent. The surface of the chute [...] was heated up to 58 °C by the infrared radiation. In the course of this warming, despite the constant recognition of the correctness of the TPU pixels, the yield dropped from approximately 96 % to 71 %. One explanation for this issue may be the low softening temperature of TPU; that is, the plastic fibres produced by the roughening on the object surface of the TPU particles can heat up faster and thus melt on the contact surfaces to the chute, so that higher adhesive forces between chute and TPU particles arise. This results in a non-uniform sliding speed and thus a reduced discharge of the roughened TPU particles.” [Küp+19b, S. 5 und S. 6]

Darüber hinaus werden Sortierfehler, welche durch variable Geschwindigkeiten sowie Bewegung quer zur Transportrichtung entstehen, in [Küp+20b] explizit in die Bewertung experimenteller Ergebnisse miteinbezogen. Die Re-

levanz der Problematik für die Praxis wird ebenfalls aus einem Interview mit einem großen Hersteller von Sortieranlagen deutlich:

“One of the challenges is that to achieve optimal sorting, material needs to remain in a stable position on the sorting belt. As a result, operators are often forced to slow belts down, making sorting uneconomical.” [Rev20]

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass bekannte Methoden zur Eliminierung oder Tolerierung inhomogener Transportgeschwindigkeiten mit gravierenden Nachteilen einhergehen. Es existieren zudem keine erprobten Ansätze, welche eine algorithmische anstelle einer verfahrenstechnischen Lösung des Problems ermöglichen.

1.1.2 Einschränkungen für die Materialcharakterisierung

Eine Stärke sensorgestützter Sortierverfahren liegt in der Flexibilität hinsichtlich der Kriterien, welche der Sortierung zu Grunde gelegt werden können. Diese Flexibilität existiert aufgrund der Vielfalt einsetzbarer Sensorprinzipien sowie der frei programmierbaren Datenauswertung [Rob+19]. Der Einsatz von Röntgentransmission ermöglicht z. B. eine Sortierung nach partieller Dichte, Farbkameras eine Sortierung nach Form und Farbe, oder bildgebende Nahinfrarotspektroskopie gar eine materialspezifische Sortierung.

Für viele etablierte und industriell umgesetzte Sortieraufgaben sind Fragestellungen hinsichtlich der Auswahl geeigneter Sensorik und der Datenauswertung ausführlich erforscht und zufriedenstellend gelöst (vergleiche Kapitel 2). Insbesondere aufgrund großer intra-Klassen-Heterogenität, welche vorwiegend bei natürlichen Produkten auftritt, kann eine fehlerfreie Materialcharakterisierung dennoch nicht grundsätzlich garantiert werden. Zudem existieren bisher ungelöste Sortierprobleme, für welche bis dato keine geeignete Kombination aus Sensorik und Datenauswertung bekannt ist. Neben möglichen Unsicherheiten in der Datenauswertung, welche z. B. aufgrund statistischer Verfahren auftreten können, erfordert eine erfolgreiche Materialcharakterisierung immer, dass relevante Information überhaupt sensorisch erfassbar ist. Durch den Einsatz zeilenscannender Sensoren entstehen jedoch diesbezüglich Beschränkungen, insbesondere aufgrund der fehlenden zeitlichen Dynamik. Dies wird im Folgenden anhand eines plakativen Beispiels erläutert.

Ein gebräuchlicher Haushaltstrick zur Prüfung, ob ein Ei gekocht wurde oder noch roh ist, besteht darin, beide Eier auf eine ebene Oberfläche zu legen, ähnlich einem Kreisel in Drehung zu versetzen und deren Rotationsbewegung zu beobachten. Während sich das gekochte Ei gleichmäßig dreht, vollführt das rohe Ei aufgrund der Trägheit des flüssigen Ei-Inneren eine deutlich unruhigere Bewegung. Das Beispiel soll zeigen, wie ein zu prüfendes Objekt durch eine zielgerichtete Stimulation im Rahmen eines Experiments zu einem charakteristischen Verhalten angeregt und dessen Dynamik beobachtet wird. Der Mensch ist aufgrund seiner kognitiven Fähigkeiten sofort in der Lage, das beobachtete Bewegungsverhalten zu bewerten und beide Objekte zu unterscheiden. Gewissermaßen erfolgt hier also eine optische Prüfung anhand einer nichtoptischen Objekteigenschaft, nämlich des Trägheitstensors. Ohne die charakteristische Drehbewegung und somit ausschließlich anhand der äußerlichen, optischen Erscheinung, gelänge es nicht, die Eier voneinander zu unterscheiden.

Derartige Prüfmodalitäten bleiben der sensorgestützten Schüttgutsortierung gemäß dem Stand der Forschung und Technik aus mindestens den folgenden beiden Gründen verwehrt. Zum einen stehen nur einzelne, statische Objektaufnahmen zur Verfügung, wodurch eine Materialprüfung auf Basis einer Dynamik per Definition ausgeschlossen wird. Zum anderen zielen Systeme entsprechend dem Stand der Forschung und Technik sogar explizit darauf ab, jegliche Dynamik, z. B. in Form von Relativbewegungen, zu eliminieren, um dadurch eine möglichst sichere Ausschleusung zu ermöglichen (vergleiche Abschnitt 1.1.1).

Somit ermöglicht die sensorgestützte Schüttgutsortierung lediglich eine Diskriminierung von Objekten, welche sich bereits in ihrem statischen Erscheinungsbild unterscheiden. Ist diese Voraussetzung für einzelne Partikel nicht erfüllt, können diese nicht charakterisiert werden.

1.2 Zielsetzung, Lösungsansatz und wissenschaftliche Beiträge

Die Zielsetzung dieser Arbeit ist die Untersuchung des Einsatzes von Hochgeschwindigkeitskameras als Inspektionssensorik zur Gewinnung weitergehender Merkmale, insbesondere von Bewegungsinformation über zu sortierende

Materialien, und deren Nutzen für die sensorgestützte Schüttgutsortierung. Konkret widmet sich diese Arbeit dabei der Untersuchung der folgenden drei Forschungsfragen:

- (A) Wie können optisch identische bzw. schwer unterscheidbare Materialien auf Basis ihres Bewegungsverhaltens unterschieden und somit sortiert werden, wodurch völlig neue Anwendungsfelder eröffnet würden?
- (B) Lassen sich durch Nutzung von Bewegungsinformation präzisere Steuersignale für die Materialausschleusung berechnen, was eine völlig neue Qualität der Sortierung ermöglichen würde?
- (C) Können bestehende Systemauslegungen durch Ermittlung von Bewegungsinformation bewertet und deren Parametrisierung verbessert werden, so dass auch online eine Selbst-Optimierung des Sortiersystems möglich wird?

Zur Untersuchung der Forschungsfragen wird ein bildfolgenerweitertes Schüttgutsortiersystem entwickelt. Hierfür wird ein bestehendes Referenzsortiersystem gemäß dem Stand der Forschung und Technik für den Einsatz einer Hochgeschwindigkeitsflächenkamera ertüchtigt. Durch die Entwicklung einer echtzeitfähigen Bildfolgenauswertung können einzelne im Materialstrom befindliche Partikel über einen Zeitraum beobachtet werden. Hierdurch wird die einst statisch sensorisch erfasste Information um die Komponente der Zeit erweitert. Durch die Realisierung eines echtzeitfähigen Multiobject-Tracking-Systems kann die zu mehreren Zeitpunkten erfasste Information in einen zeitlichen Kontext gebracht werden. Dies ermöglicht u. a. Rückschlüsse auf partikelindividuelle Bewegungsinformation, z. B. in Form von Geschwindigkeit. Durch Verarbeitung dieser Bewegungsinformation wird eine Bewertung des Transportverhaltens des Materials ermöglicht, eine höhere Genauigkeit der Ansteuerung der Aktorik experimentell nachgewiesen sowie Verfahren zur Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegung für die sensorgestützte Schüttgutsortierung entwickelt.

Die Hauptbeiträge dieser Arbeit zum Stand der Forschung und Technik können wie folgt zusammengefasst werden:

- ▷ Die Entwicklung einer **echtzeitfähigen Bildauswertesoftware** für die sensorgestützte Schüttgutsortierung unter Ausnutzung paralleler Computerarchitekturen zur Einhaltung der festen Echtzeitbedingung auch bei

hoher Systemlast [Mai15; Mai+16a]. Die entwickelte modulare Softwarearchitektur ermöglicht die Nutzung der Bildauswertung sowohl für Zeilen- als auch für Flächenkameras und bildet die **Grundlage für die Realisierung einer bildfolgenerweiterten Datenauswertesoftware** für die sensorgestützte Schüttgutsortierung.

- ▷ Erforschung eines **echtzeitfähigen Multiobject-Tracking-Systems** für den Einsatz in der sensorgestützten Schüttgutsortierung. Ein Schwerpunkt liegt hierbei auf der **echtzeitfähigen Lösung des Zuordnungsproblems** durch die Entwicklung einer situationsabhängigen Algorithmenwahl sowie der Reduktion der Laufzeit durch die Entwicklung und experimentelle Erprobung einer optimierten Implementierung des Auktionsalgorithmus [Mai+16b; Mai+19b].
- ▷ Realisierung eines experimentellen **sensorgestützten Schüttgutsortiersystems mit Flächenkamera** [Mai+18b]. Der Einsatz von Flächenkameras in Verbindung mit einem Multiobject-Tracking-System für die sensorgestützte Schüttgutsortierung wurde bereits in [Pfa+15; Pfa19] vorgeschlagen und auf Basis numerischer Simulationen untersucht. Die erstmalige **Realisierung und Erprobung in einem realen Sortiersystem** erfolgt in dieser Arbeit.
- ▷ Entwicklung eines Verfahrens zur **quantitativen Beschreibung des Transportverhaltens mittels Bewegungsanalyse**, durch welches Systemparameter für Sortiersysteme gemäß dem Stand der Forschung und Technik parametrisiert werden können.
- ▷ Erweiterung eines experimentellen sensorgestützten Schüttgutsortiersystems für die **Nutzung von Bewegungsinformation zur Materialausschleusung** und experimenteller Nachweis der Überlegenheit des Verfahrens gegenüber dem Stand der Forschung und Technik [Mai+21a]. Hierdurch werden bedeutende Verfahrensfortschritte erzielt: sowohl quantitative – durch die Reduzierung des Fehlers in der Materialtrennung – als auch qualitative – durch die Ertüchtigung der sensorgestützten Schüttgutsortierung für bisher ungelöste Sortieraufgaben.
- ▷ Entwicklung von **Verfahren zur Nutzung der Bewegungsinformation zur Materialcharakterisierung** sowie experimentelle Erprobung selbiger im Kontext der sensorgestützten Schüttgutsortierung [Mai+17; Mai+18a; Mai+19a; Mai+21b]. Die geleisteten Beiträge ermöglichen

die Realisierung bisher ungelöster Sortieraufgaben und stellen dadurch einen qualitativen Fortschritt gegenüber dem Stand der Forschung und Technik dar.

- ▷ Eine **ausführliche Darstellung des Stands der Anwendung, Forschung und Technik** der sensorgestützten Schüttgutsortierung. Verwandte Arbeiten werden sowohl aus Sicht der Anwendungsfelder, Systemkomponenten und -parameter sowie der Prozessparameter diskutiert. Die Darstellung in dieser Arbeit hebt sich hierdurch von bestehenden Übersichtsarbeiten, welche häufig auf einzelne Anwendungsfelder limitiert sind, ab.

1.3 Gliederung

Auf Basis einer holistischen Systembetrachtung werden in dieser Arbeit algorithmische Ansätze zur Erzielung von Verfahrensfortschritten in der sensorgestützten Schüttgutsortierung vorgestellt. Entsprechend werden alle in Abbildung 1.1 dargestellten Prozessschritte berücksichtigt bzw. direkt adressiert. Die Bedeutung der einzelnen Prozessschritte für die jeweiligen Kapitel dieser Arbeit ist in Abbildung 1.4 schematisch dargestellt.

Ausgangspunkt der vorliegenden Arbeit ist eine ausführliche Darlegung des Stands der Anwendung, Forschung und Technik in Kapitel 2. Hierfür wird ein mehrere Perspektiven berücksichtigender Ansatz verfolgt, welcher bestehende Arbeiten nach den Anwendungsfeldern, den Systemkomponenten und -parametern sowie den Prozesseigenschaften einordnet und diskutiert. Ebenfalls erfolgt die Einführung in Methoden zur Effizienzbewertung sensorgestützter Schüttgutsortiersysteme und es werden verwandte Beispiele der Bildfolgenauswertung in Sichtprüfsystemen benannt.

In Kapitel 3 wird ein Referenzsortiersystem entsprechend dem aktuellen Stand der Forschung und Technik vorgestellt. Dieses Referenzsystem stellt die Basis für das im weiteren Verlauf vorgestellte experimentelle Sortiersystem mit Flächenkamera dar und dient dem experimentellen Vergleich der vorgestellten Verfahren.

Kapitel 4 widmet sich der Entwicklung eines bildfolgenerweiterten sensorgestützten Schüttgutsortiersystems und stellt somit die Basis der vorliegenden

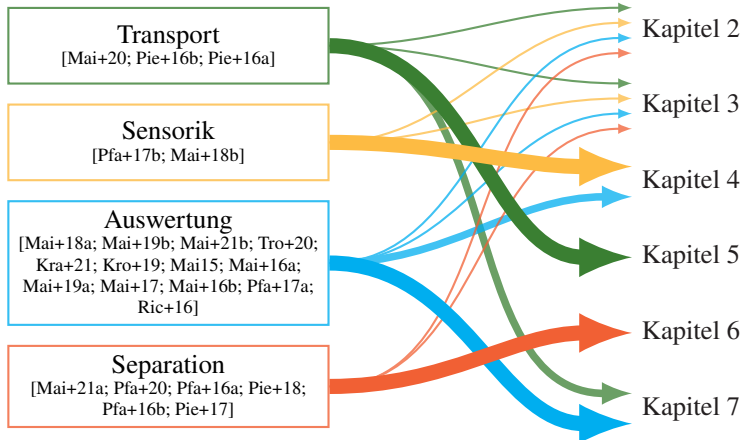


Abbildung 1.4: Schematische Darstellung der Bedeutung der Prozessschritte der sensorgestützten Schüttgutsortierung für die folgenden Kapitel. Publikationen, welche im Rahmen der Arbeit verfasst oder zu denen Beiträge geleistet wurden, sind unter dem jeweiligen Prozessschritt, welcher schwerpunktmäßig adressiert wird, aufgeführt.

Arbeit dar. Es wird eine Bildauswertung realisiert, welche sich sowohl für den Einsatz mit Zeilen- als auch Flächenkameras eignet, und die notwendigen Entwicklungsschritte für die bildfolgenerweiterte Datenauswertung aufgezeigt. Im Mittelpunkt steht die Integration eines Multiobject-Tracking-Systems, welches die Verfolgung einzelner im Materialstrom enthaltener Partikel über mehrere Bildaufnahmen hinweg ermöglicht. Der Fokus wird hierbei auf die Entwicklung eines echtzeitfähigen Ansatzes zur Lösung des Zuordnungsproblems, einem Teilproblem des Multiobject-Trackings, gelegt. Dies beinhaltet die Entwicklung eines neuen Verfahrens zur adaptiven Algorithmenauswahl während der Sortierung, einer effizienten Implementierung des Auktionsalgorithmus für Grafikprozessoren, sowie deren experimentelle Erprobung.

Die Vorstellung der Erweiterungen des Referenzsortiersystems um eine Flächenkamera und Flächenbeleuchtung für die bildfolgenerweiterte sensorgestützte Schüttgutsortierung erfolgt in Kapitel 5. Ebenfalls erfolgt die Einführung zweier Referenzsortieraufgaben, welche im Laufe der Arbeit mehrfach aufgegriffen werden. Es folgt die Vorstellung eines Verfahrens zur Bewertung der Materialbewegung, welches einen quantitativen Vergleich zwischen verschiedenen Systemauslegungen hinsichtlich der Homogenität der vorliegenden

Materialbewegung ermöglicht. Des Weiteren wird eine Vorgabe zur Parametrisierung der Ausschleusung für Systeme entsprechend dem Stand der Forschung und Technik erarbeitet.

Kapitel 6 widmet sich einem Verfahren zur Nutzung partikelindividueller Bewegungsinformation für die verbesserte Materialausschleusung. Auf Basis der gewonnenen Bewegungsinformation werden hierfür präzise Steuersignale für die Aktorik berechnet. Für die zuvor vorgestellten Referenzsortierprobleme werden Versuchsreihen mit dem Referenzsortiersystem sowie dem bildfolgenerweiterten Sortiersystem vorgestellt und vergleichend bewertet.

In Kapitel 7 werden neuartige Methoden zur Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegungsinformation, welche durch die bildfolgenerweiterte Schüttgutsortierung gewonnen werden kann, vorgestellt. Die Methoden werden anhand mehrerer Versuchsreihen evaluiert. Dies beinhaltet die Beobachtung elastischer Stöße von Prüfobjekten, dem Bewegungsverhalten beim Transport auf einem Förderband sowie auf einer Rutsche mit strukturierter Oberfläche.

Die Beiträge der vorliegenden Arbeit werden in Kapitel 8 abschließend zusammengefasst und diskutiert. Zudem wird ein Ausblick auf mögliche zukünftige Forschungsthemen für die sensorgestützte Schüttgutsortierung geboten.

2 Stand der Anwendung, Forschung und Technik

Die Entwicklung sensorgestützter Schüttgutsortiersysteme ist eine hochgradig interdisziplinäre Aufgabenstellung und wird daher wissenschaftlich aus verschiedenen Perspektiven behandelt. Ebenfalls vielseitig ist der praktische Einsatz in den verschiedenen Industriebereichen. In diesem Kapitel wird der Stand der Forschung und Technik aus Sicht der verschiedenen Anwendungen und der Systemauslegungen betrachtet. In Abschnitt 2.1 werden zunächst die verschiedenen Anwendungsfelder und damit verbundene, beispielhafte Sortieraufgaben beleuchtet. Die technischen Systemparameter und damit die Freiheitsgrade bei der Systemauslegung sind Gegenstand von Abschnitt 2.2. In Abschnitt 2.3 werden Prozessparameter, welche direkten Einfluss auf die Sortierqualität haben und bei der Systemauslegung berücksichtigt werden müssen, vorgestellt und diskutiert. Bewertungskriterien zur Leistung sensorgestützter Schüttgutsortiersysteme werden in Abschnitt 2.4 behandelt. In Abschnitt 2.5 werden Grundlagen zur Bildfolgenauswertung, welche zentraler Bestandteil dieser Arbeit ist, vorgestellt und beispielhafte Anwendungen selbiger für Sichtprüfaufgaben diskutiert. Abschnitt 2.6 fasst den zuvor detailliert vorgestellten Stand der Anwendung, Forschung und Technik zusammen.

2.1 Anwendungsfelder der sensorgestützten Schüttgutsortierung

Die sensorgestützte Schüttgutsortierung findet vorwiegend in den Bereichen Bergbau, Abfallaufbereitung und Agrarprodukt- und Lebensmittelverarbeitung Einsatz. Abbildung 2.1 zeigt Beispiele für zu sortierende Materialien aus diesen verschiedenen Anwendungsfeldern. Durch die im Folgenden vorgestellten Anwendungsbeispiele wird die Vielfalt der durch die sensorgestützte Schüttgut-

sortierung adressierten Aufgabenstellungen demonstriert. Für die Entwicklung neuer Verfahren sind Kenntnisse über diese Aufgabenstellungen essentiell, um das Potential, aber auch die Limitierung für deren Einsatz bewerten zu können.

2.1.1 Anwendungsfelder in der Agrarprodukt- und Lebensmittelindustrie

Um die große Herausforderung zu meistern, eine ständig wachsende Population bei rückläufigen Anbauflächen mit Nahrungsmitteln zu versorgen, unterliegt die Agrarindustrie dem permanenten Druck der Effizienzsteigerung. Zahlreiche Beispiele für den Einsatz industrieller Sichtprüfsysteme in diesem Kontext, wie die Inspektion von Fisch und Fleisch, Obst und Gemüse oder auch Lebensmittelverpackungen, werden in [Bro+04] genannt. Auch die sensorgestützte Schüttgutsortierung spielt bei der Bewältigung dieser Herausforderung eine wichtige Rolle.

Zahlreiche Arbeiten befassen sich mit der Sortierung von Saatgut für den Pflanzenanbau. Aus [Shi+13] geht hervor, dass Mais mit etwa 5 % und Reis sowie Weizen mit jeweils etwa 19 % zu den substantiellsten Kalorienlieferanten in der menschlichen Ernährung zählen. Entsprechend ist die sensorgestützte Schüttgutsortierung in diesen Anwendungsbereichen weit verbreitet. Eine generelle Untersuchung zur Eignung der Sortiertechnik für Weizenkörner wird in [Pea+08] vorgestellt. Besonderes Augenmerk liegt auf hohen Durchsätzen und niedrigen Systemkosten [Pea10]. Ein prominentes Anwendungsbeispiel in diesem Kontext ist das Aussortieren pilzbefallener Weizenkörner vor der Aussaat [Dow+02; Del+05]. Durch die langfristige Aufbereitung von Weizensamen soll zudem die Resistenz gegen Krankheiten über mehrere Generationen gesteigert werden [Car+19]. Andere Forschungsarbeiten beschäftigen sich damit, die Vitalität von Weizensamen (engl. *seed vigor*), welche u. a. durch Alterung sinken kann, bei der Sortierung zu berücksichtigen [Fan+20]. Vergleichbare Studien wurden auch im Kontext von Maissamen [Guo+17], für die Reissortierung [Rit+04; Cam+07; Wee+09] und für Sonnenblumensamen [Lua+20] veröffentlicht.

Neben den Aufgabenstellungen rund um Saatgut wird die sensorgestützte Sortierung auch in der industriellen Verarbeitung von Lebensmitteln eingesetzt. In [Bay+06] wird der Einsatz zur Qualitätssteigerung in der Bulgurproduktion



(a) Industrieminerale



(b) Mineralischer Bauabbruch



(c) Buntglas



(d) Kunststoffflakes



(e) Metall- und Elektroschrott



(f) Weizenkörner

Abbildung 2.1: Beispiele für zu sortierende Materialien aus den Bereichen Bergbau, Recycling sowie Agrarprodukte und Lebensmittel.

beschrieben. Durchaus sicherheitsrelevante Anwendungsbeispiele finden sich in der Reduktion der Aflatoxinbelastung bei Aprikosenkernen [Ziv+16] oder der Entfernung lebertoxischer Pyrrolizidinalkaloid-haltiger Beikräuter aus dem Erntegut von Gewürz- und Arzneipflanzen [Tro+20; Kra+21]. Zahlreiche Anwendungen befassen sich auch mit der Qualitätssteigerung bei Nüssen, z. B. Pistazien [Pea+00] oder Mandeln [Pea+02]. Selbst für die Sortierung von Weintrauben nach Süße konnten Sortierverfahren erfolgreich eingesetzt werden [Laf+15]. Weitere Anwendungsfelder umfassen Bohnen, Mais für den Verzehr und kleine Früchte wie Tomaten und Kirschen [Ort12, Kap. 2].

2.1.2 Anwendungsfelder im Bergbau

Im Bereich des Bergbaus kommt die sensorgestützte Schüttgutsortierung bei der Aufbereitung von Bodenschätzen zum Einsatz. Wie im Folgenden dargestellt, bestehen Sortieraufgaben vorwiegend darin, zu gewinnende Erze von nicht metallhaltigen Begleitmineralen, sogenanntem tauben Gestein (engl. *gangue*), zu trennen. Eine besondere Herausforderung in diesem Anwendungsbereich liegt darin, dass zu detektierende Materialien immer als Mischungen und nahezu nie in Reinform vorliegen. Zudem müssen sehr heterogene, komplexe Geometrien gehandhabt werden. Ein umfangreicher Überblick über das Anwendungsfeld ist in [Rob+19] dargestellt.

Die Aufbereitung von Bodenschätzen involviert typischerweise energetisch sehr intensive und dadurch teure Prozessschritte. Dies betrifft insbesondere Zerkleinerungs- und Nassprozesse, wie beispielsweise Schwimm-/Sink-Verfahren. Neben den Energiekosten spielt der Bedarf an Elektrizität und, nach der Anwendung potentiell kontaminiertem, Wasser eine wichtige Rolle bei der Betriebszulassung einer Mine [Ver+20]. Durch steigenden Bedarf an bestimmten Bodenschätzen und dem fortgeschrittenen Abbau sieht sich die Industrie zudem mit immer geringeren Erzgehalten und komplexeren Erztypen konfrontiert [Kna+14; Phi+18].

Der Einsatz sensorgestützter Sortierung wird daher für dieses Anwendungsfeld wirtschaftlich immer attraktiver. Durch die Implementierung einer Voranreicherung vor diesen Prozessschritten in Form von sensorgestützter Sortierung kann unerwünschtes Beimaterial dem Materialstrom entnommen und so der Energiebedarf gesenkt werden. Zudem kann durch die freigewordene Kapazi-

tät der Prozessschritte der Massenstrom des Zielprodukts gesteigert werden. In manchen Fällen ist es zudem möglich, unter dem Beimaterial durch die Sortierung weitere wertvolle Stoffe, welche nicht dem eigentlichen Zielprodukt entsprechen, aus dem Stoffstrom zu extrahieren [Kam+12], z. B. Quarz [Bra+10]. Eine wirtschaftliche Analyse zum Einsatz der sensorgestützten Sortierung in diesem Kontext findet sich beispielsweise in [Les+14].

Viele publizierte Arbeiten befassen sich mit der Frage, an welcher Stelle des Aufbereitungsprozesses, welcher i. d. R. in Form eines *Flow Chart* visualisiert wird, eine sensorgestützte Sortierung am effizientesten eingesetzt werden kann. Generell herrscht Einigkeit, dass die Voranreicherung den größten Effekt hat, wenn sie zu einem möglichst frühen Zeitpunkt in der Aufbereitungskette erfolgt, z. B. direkt auf dem abgetragenen Material [Li+18; Rob+19]. Im Rahmen einer Vorkonditionierung wird das Gestein häufig auf ein definiertes Korngrößenband klassiert [Gül20].

Für die Voranreicherung von Mineralien wird ein Mindestgehalt definiert. Dieser Schwellenwert gibt an, welcher Anteil eines zu gewinnenden Elements in dem Gestein vorhanden sein soll, damit es weiter verarbeitet wird. Beim Einsatz der sensorgestützten Sortierung wird i. d. R. nicht das zu gewinnende Element selbst, sondern es werden vielmehr Hinweise in Form gewisser Mineralien detektiert, um eine Sortierentscheidung zu treffen. Viele Arbeiten setzen sich mit der sensorgestützten Sortierung zur Anreicherung des Kupfergehalts auseinander [Dal+14; Dal+17; Phi+18; Iya+15; Gül+18a; Phi+18; Li+18; Iya+15; Iya+14; Nad+18; Gay+09; Iya+13]. Weitere Aufgabenfelder finden sich in der Lithiumgewinnung [Bra+10], der Gewinnung von Zinn durch die Detektion von Kassiterit [Ker+19], der Goldgewinnung [Von09; Dal+18; Gül+18a; Phi+18; Dal+15; Nad+18], der Silbergewinnung [Dal+18; Gül+18a; Dal+15], der Kohle- [Ket+10] bzw. Schieferkohlegewinnung [Gül+18b], der Gewinnung von Rohdiamanten [Mah+16] oder auch seltener Erden [Neu+17; Ver+20].

2.1.3 Anwendungsfelder in der Abfallaufbereitung

In der Abfallaufbereitung ist die manuelle Sortierung durch Menschen heutzutage noch weit verbreitet. Auch in diesem Anwendungsfeld kann die Reinheit und damit der Wert an zurückgewonnenem Material jedoch deutlich durch den Einsatz sensorgestützter Sortiersysteme gesteigert werden [Ana18]. Dies ist

dringend notwendig, da z. B. für die Jahre 2025 bis 2035 durch eine Richtlinie der Europäischen Union [Eur18] eine Steigerung der Recyclingquoten von Siedlungsabfällen um jeweils einen Prozentpunkt pro Jahr von 55 auf 65 Gewichtsprozent vorgeschrieben wird.

Ähnlich zu dem Anwendungsfeld Bergbau ist die sensorgestützte Schüttgutsortierung im Kontext des Recyclings i. d. R. nur ein kleiner Bestandteil einer komplexen Aufbereitungskette, welche auch viele mechanische Sortierverfahren beinhaltet, wie beispielsweise in [Big+12] skizziert. Zu den typischen Verarbeitungsschritten gehören Sieben, Magnetabscheidung, Windsichtung, ballistische Trennung, sensorgestützte Sortierung und manuelle Sortierung [Fei+16]. Es lassen sich zwei generelle Aufgabenstellungen unterscheiden: die Sortierung stark heterogener, gemischter Abfälle, wie z. B. nicht getrennte Siedlungsabfälle, und die Sortierung bereits getrennt gesammelter Abfallfraktionen, wie sie z. B. bei der Abfallsammlung privater Haushalte in Deutschland anfallen.

Ein umfangreicher Überblick über den Einsatz von sowohl mechanischen als auch sensorgestützten Sortierverfahren für stark heterogene Siedlungsabfälle ist in [Gun+17] dargestellt. Die sensorgestützte Sortierung kommt für solch heterogene Stoffströme i. d. R. erst spät, also nachfolgend auf diverse andere Prozesse, in der Aufbereitungskette zum Einsatz. Dies liegt zum einen daran, dass eine Sortierung in sehr viele Fraktionen technisch sehr aufwendig ist. Häufig ist aber auch eine Vorsortierung durch mechanische Verfahren schlichtweg praktikabler. Eine sensorgestützte Prozessüberwachung kann jedoch auch früh in der Aufbereitung wertvolle Erkenntnisse über die Stoffströme liefern [Vra+17; Cur+21]. Vereinzelt findet die sensorgestützte Sortierung auch früh, also auf den heterogenen Stoffströmen, Anwendung, z. B. um gezielt Glas zu extrahieren [Dia+15] oder Störstoffe für die weitere Aufbereitung als Ersatzbrennstoff, z. B. Polyvinylchlorid (PVC), zu entfernen [Pie+12].

In den im Folgenden betrachteten Arbeiten wird von einem bereits vorgereinigten Stoffstrom ausgegangen. Als prominenteste Vertreter werden die Bereiche Glas-, Metall- und Plastikrecycling vorgestellt. Ebenfalls wird der Schwerpunkt Aufbereitung von Bau- und Abbruchabfällen berücksichtigt.

Glassortierung

Beim Glasrecycling wird die sensorgestützte Sortierung etwa seit den 1990ern eingesetzt. Für die Wiederverwendung ist die Farbreinheit von Altglasscherben von hoher Bedeutung. Für die Herstellung von weißem Behälterglas bei einer Zugabe von 50 % Altglasscherben muss z. B. eine Farbreinheit, also die Zugabe von tatsächlich weißem Glas, von 99,7 % vorliegen [Umw19]. Am tolerantesten verhält sich Grünglas. Hier ist ein Fehlfarbenanteil von bis zu 15 % tolerabel. Zudem müssen Fremdstoffe, insbesondere die KSP-Fraktion [Dia+15], sowie hitzebeständiges [Bon+06] und bleihaltiges Glas [Gun+17] durch die Sortierung aus dem Materialstrom entfernt werden. Alle genannten Aufgaben werden durch den Einsatz sensorgestützter Sortierung realisiert.

Metallsortierung

Metallrecycling spielt sowohl bei geschredderten Bauteilen, z. B. von Bauwerken oder Fahrzeugen, als auch beim Recycling von Elektro- und Elektronik-Altgeräten (engl. *waste electrical and electronic equipment*, WEEE) eine immer größere Rolle. Beispielsweise hat sich die Nachfrage und Produktion von Stahl in den letzten 30 Jahren verdoppelt [Gur+12]. Der Einsatz von Recyclingverfahren führt zu enormen Energie- und CO₂-Emissionseinsparungen [Joh+08]. Eine Übersicht zu bestehenden Sortier- und Sensortechnologien sowie Anforderungen für das Recycling von Elektro- und Elektronik-Altgeräten findet sich in [Bru+21]. Für das Metallrecycling werden i. d. R. zunächst Magnetscheider eingesetzt [Gur+12]. Somit entsteht eine bereits eisenfreie Fraktion, welche durch sensorgestützte Sortierung weiter aufbereitet werden kann. Durch sie kann beispielsweise eine Trennung von Aluminium, Magnesium, Kupfer und Messing erzielt werden [Mes+07; Pic12]. In [Gur+12] werden Eisen, Chrom und Nickel unterschieden. Eine spezielle Aufgabenstellung stellt zudem die Unterscheidung verschiedener Aluminiumlegierungen, insbesondere naturharter und aushärtbaren Legierungen, dar [Hat+12]. Weitere Untersuchungen beschäftigen sich mit der Aufbereitung von Materialien spezifischer Endprodukte, z. B. von Bildschirmen [Bon+20].

Kunststoffsartierung

Große Aufmerksamkeit erfährt derzeit der Einsatz sensorgestützter Sortierung zur Aufbereitung von Kunststoff für das Recycling. Für eine umfangreiche Aufbereitung ist eine Unterscheidung der verschiedenen Polymere notwendig, welche in beliebiger Farbe auftreten können. Im Vergleich z. B. zur Glassortierung ist die Sortieraufgabe als schwierig anzusehen, da insbesondere bei den sogenannten Elektro- und Elektronik-Altgeräten Plasten (engl. *waste electrical and electronic equipment plastics*, WEEP) häufig komplizierte Mischungen oder Verbände von Polymeren auftreten. Zudem erfährt das Material durch Verunreinigung und Alterung einen Verlust bzw. eine Veränderung der Eigenschaften [Sig+19a]. Letzteres betrifft insbesondere den Bereich des *Deponie-Bergbaus* [Küp+20a], bei dem Rohstoffe aus bereits deponierten Abfällen zurückgewonnen werden sollen [Küp+19a]. Schwimm-/Sink-Verfahren, welche häufig für die Trennung verschiedener Polymere eingesetzt werden [Sig+20], stoßen – zusätzlich zu den bereits erwähnten generellen Nachteilen des Verfahrens – bei der Aufgabenstellung an ihre Grenzen, da die Dichten bei Mixturen aus verschiedenen Polymeren häufig überlappen und keine Unterscheidung mehr erlauben [Sig+19a].

Ein Verfahren zur generellen Unterscheidung verschiedener Polymere am Beispiel von Polyethylenterephthalat (PET), Weich- und Hart-Polyethylen (LDPE, HDPE), PVC, Polypropylen (PP) und Polystyrol (PS) für die sensorgestützte Sortierung wird in [Anz+06] vorgestellt. Eine vergleichbare Studie, in welcher auch Acrylnitril-Butadien-Styrol (ABS) berücksichtigt wird, findet sich in [Zhe+18]. In [Ser+11] konzentrieren sich die Autoren auf Polyolefine, insbesondere ein System zur Sortierung von Polyethylenen und Polypropylenen sowie Verschmutzungen. Ebenfalls wird der Unterschied zwischen neuwertigen Polymeren und Polymerpartikeln, welche aus dem Abfall stammen, explizit betrachtet. In [Ulr+13] liegt der Fokus auf der Unterscheidung von PET und Polylactiden (PLA), Polymeren, die vorwiegend für Lebensmittelverpackungen eingesetzt werden. Die Detektion von Additiven und Mixturen von Polymeren wird in [Bec+17] untersucht. Besondere Aufmerksamkeit erfährt zudem die Detektion von Schwermetallen in Polymeren [Ste+03; Hub+10], bromierten Kunststoffen [Ste+03; Bec+17], welche als Flammenschutzmittel dienen, sowie chlorhaltigen Kunststoffen [Hub+14].

Aus technischen Gründen, welche in Abschnitt 2.2.2 erläutert werden, und wegen der Tatsache, dass sie vorwiegend bei WEEP Plastik auftreten, erfährt die Sortierung schwarzer Kunststoffe derzeit hohe Aufmerksamkeit [Kru18]. Verfahren zur Lösung dieser Aufgabenstellung werden beispielsweise für die generelle Polymerunterscheidung in [Roz+17; Bec+17; Küt+17] und mit Fokus auf Styrol-Kunststoffe und auf Polyolefine in [Sig+19a; Sig+19b] vorgestellt. Um die Komplexität der vorgestellten Verfahren zu senken und eine hochreine Sortierung zu ermöglichen wird in [Bru+15] ein alternativer Ansatz vorgeschlagen. Polymere sollen bei der Herstellung bereits mit Fluoreszenzmarkern versehen werden, welche im Sinne der Kreislaufwirtschaft bei Abfällen dann sensorgestützt erkannt und die Partikel somit sortiert werden können.

Bauschuttortierung

Unter anderem im Zuge des drohenden Inkrafttretens der Mantelverordnung zur Einführung einer Ersatzbaustoffverordnung [Bun17a] in Deutschland sowie der Aufforderung der Europäischen Union an ihre Mitgliedstaaten, den Einsatz von Rezyklat im Baustoffgewerbe erheblich zu steigern [Eur08], wird der Einsatz sensorgestützter Schüttgutsortierung für Bau- und Abbruchabfälle (engl. *construction and demolition waste*, C&DW) in den letzten Jahren intensiv untersucht. Rund 600 Mio. Tonnen mineralische Rohstoffe werden allein in Deutschland jährlich im Bausektor eingesetzt [Bun17b]. Gegenwärtig finden überwiegend Primärrohstoffe bei der Erzeugung neuer Baumaterialien Verwendung, da nur 81 Mio. Tonnen Bau- und Abbruchabfälle pro Jahr für Bauanwendungen recycelt werden. Ein Großteil des Abbruchmaterials wird deponiert oder als Füllmaterial im Straßenbau verwendet [Par+16].

Die sensorgestützte Sortierung kann essentiell dazu beitragen, diese Quote zu steigern und qualitativ hochwertige Baustoffe aus Rezyklat zu erstellen [Dit+18]. Aus vergleichbaren Gründen wie beim Plastikrecycling sind die Sortieraufgaben als verhältnismäßig schwierig einzustufen, u. a. da vermutlich mehrere Sensoren benötigt werden [Hol+16]. Der Einsatz für die Grobfraction wird in [Par+16] vorgeschlagen und in einen Aufbereitungsprozess eingebettet. Der Einsatz der Schüttgutsortierung für die Feinfraction gilt in diesem Kontext als besonders anspruchsvoll [Dit+18]. Durch den Einsatz geeigneter Fragmentierungstechnologien, z. B. der elektrodynamischen Fragmentierung [Sei+21], können Verbundwerkstoffe entlang von Korngrenzen für

die darauffolgende Sortierung aufgetrennt werden. In [Veg+15] wird ein Sortierverfahren vorgestellt, welches es ermöglichen soll, für den Recyclingprozess besonders kritische Stoffe, nämlich organische, Gips und Porenbeton, aus dem Materialstrom zu entfernen. [Hol+16] beschäftigt sich mit zwei speziellen Recyclinglinien, welchen besonderes Potential für die industrielle Etablierung zugesprochen wird. Der in [Hol+16] beschriebene Zyklus "Grau-zu-Grau" beschreibt die Aufreinigung für Beton und Putz, der Zyklus "Rot-zu-Rot" selbige für Ziegel und Keramik.

2.2 Systemkomponenten und -parameter

Der Prozessablauf der sensorgestützten Schüttgutsortierung lässt sich in vier bis fünf Phasen einteilen [Sal+91; Kle12; Ker+19; Rob+19; Wot+20]. Diese Phasen spiegeln sich in den Systemkomponenten und -parametern wider, welche im Folgenden genauer betrachtet werden. Die gängigste Einteilung lautet:

Präsentation Diese Phase beschreibt den Vorgang, wie das Material dem System zugeführt bzw. innerhalb des Systems transportiert wird.

Sichtung Unter dieser Phase versteht man die Erfassung im Materialstrom enthaltener Partikel mittels eines oder mehrerer Sensoren.

Datenauswertung In dieser Phase erfolgt die automatische Auswertung und bei Multi-Sensor-Systemen ggf. Fusion der Sensordaten mit dem Ziel, eine Sortierentscheidung zu berechnen.

Separation Die letzte Phase beschreibt die physikalische Abtrennung einzelner Partikel aus dem Materialstrom.

Neben dieser Vier-Phasen Einteilung nehmen viele Arbeiten auch die Vorkonditionierung des Materials, z. B. in Form von Zerkleinern oder Klassieren, als eigenen, ersten Prozessschritt mit auf [Bat+16; Ver+20; Kna+14]. In [Gül20] werden analog zu diesen Phasen Parameter eines Sortiersystems definiert. Die geometrischen Parameter adressieren hierbei den mechanischen Aufbau, also die Wahl des Transportmediums sowie dessen Parameter, die Positionierung des Sensors, der Beleuchtung und der Separationseinheit, sowie die Anzahl der genutzten Aktoren.

Im Folgenden werden die Systemkomponenten, die in den jeweiligen Phasen der sensorgestützten Schüttgutsortierung zum Einsatz kommen, und deren Parameter im Detail betrachtet. Die Reihenfolge entspricht dabei derjenigen, wie das Material mit fortschreitender Zeit durch das System gelangt.

2.2.1 Materialzuführung und -transport

Die Materialzuführung ist stark von dem Gesamtprozess, in den die sensorgestützte Sortierung eingebettet ist, abhängig bzw. häufig durch selbigen vorgegeben. Sie hat die Aufgabe, das Material möglichst vereinzelt der Transportphase zuzuführen. Durch die Gleichverteilung des Materials über die gesamte Sortierbreite können Sortiersysteme i. d. R. bestmöglich ausgelastet werden. Die Beschickung erfolgt vorwiegend über Schwingförderer, welche ggf. mit einem zusätzlichen Einfülltrichter ausgestattet sind [Fei+19]. Ein Foto einer beispielhaften Zuführung ist in Abbildung 2.2 zu sehen.

Die Transportphase hat in der sensorgestützten Schüttgutsortierung neben der eigentlichen Beförderungsaufgabe weitere Ziele, deren Erfüllung sich stark auf die Qualität der Sortierung auswirken kann [Fei+19]. Es muss sichergestellt werden, dass das Material sich in einer Monolage befindet, es dürfen also keine Partikel übereinander liegen. Dies könnte ansonsten zu Verdeckungen während der Sichtung führen. Zudem muss eine Vereinzelnung erreicht und somit Partikelagglomerate vermieden werden. Dies ist aus zweierlei Gründen wichtig. Zum einen muss sichergestellt werden, dass der Abstand zwischen Partikeln groß genug ist, sodass eine Einzelpartikeltrennung noch möglich ist. Hierfür spielt die zeitliche und örtliche Auflösung der Separation eine große Rolle. Ist die Vereinzelnung nicht ausreichend, können durch ein einzelnes Aktivieren der Aktorik fälschlicherweise mehrere Partikel gleichzeitig vom Materialstrom getrennt werden, siehe Abschnitt 2.2.4. Zum anderen muss es der Datenauswertung möglich sein, Einzelpartikel als solche zu erkennen. Bei ungenügender Vereinzelnung könnten Partikelagglomerate fälschlicherweise als einzelne Partikel erkannt werden. Zuletzt muss die Transportphase gewährleisten, dass das Material hinreichend beruhigt wird. Darunter wird die Eliminierung jeglicher Relativbewegung einzelner Objekte verstanden. Die Gründe für letzteres wurden bereits in Abschnitt 1.1 erläutert.

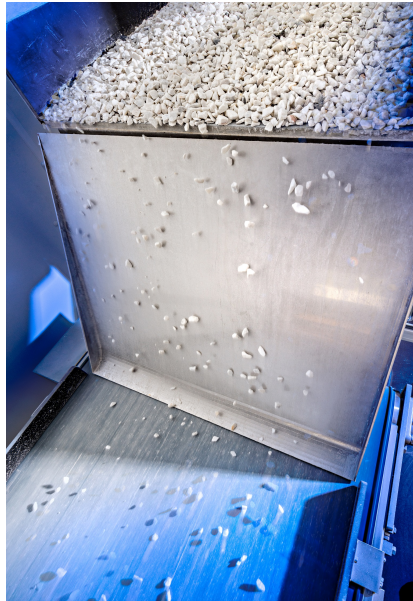
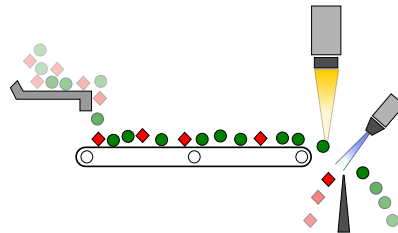


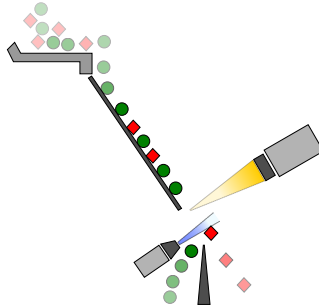
Abbildung 2.2: Materialzuführung über einen Schwingförderer. In diesem Beispiel wird das Material zusätzlich über eine Rutsche vorbeschleunigt und am Ende der Rutsche auf ein Förderband aufgegeben. Quelle: Fraunhofer IOSB

Zu den drei vorwiegend in der sensorgestützten Schüttgutsortierung eingesetzten Transportmechanismen zählen Förderbänder, Rutschen, sowie der Transport im freien Fall. Eine schematische Darstellung der jeweiligen Varianten ist in Abbildung 2.3 zu sehen. Weitere, in der Praxis vergleichsweise selten anzutreffende Varianten werden in [Rob+19] genannt. Im Folgenden werden die drei genannten Varianten hinsichtlich ihrer Vor- und Nachteile sowie ihrer Parameter betrachtet. Eine neuartige Methodik zur Bewertung des Transportverhaltens einzelner im Materialstrom enthaltener Partikel wird in [Bit17; Mai+20] vorgestellt.

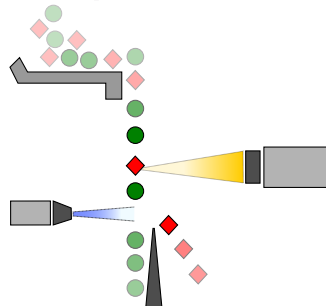
Transport mittels Förderband Den zuvor genannten Anforderungen an die Transportphase werden flache Förderbänder vermeintlich am besten gerecht. Der schematische Aufbau ist in Abbildung 2.3a dargestellt. Die im Material-



(a) Transport über ein flaches Förderband.



(b) Transport über eine flache Rutsche.



(c) Transport mittels freiem Fall.

Abbildung 2.3: Schematische Visualisierung des Transports mittels (a) Förderband, (b) Rutsche und (c) freiem Fall. Die grünen Objekte repräsentieren zu akzeptierende Partikel und die roten diejenigen, die aus dem Strom entfernt werden sollen. Der gelbe Strahl skizziert die Inspektionslinie des Sensors und der blaue den Wirkungsbereich der Aktorik. Bei den dargestellten Schemata (a) und (b) könnte alternativ die sensorische Erfassung auch auf dem Transportmedium, also auf dem Förderband oder auf der Rutsche, erfolgen.

strom enthaltenen Partikel werden auf die eingestellte Bandgeschwindigkeit beschleunigt bzw. abgebremst und bleiben, insbesondere bei rauen Gurten, auf ihrer flachen Seite liegen. Im Anwendungsbereich Agrarprodukt- und Lebensmittelindustrie kann es jedoch aus Gründen der Hygiene und Reinigungsmöglichkeiten erforderlich sein, möglichst glatte Gurte einzusetzen. Um eine höchstmögliche Vereinzelung zu erreichen ist es zudem üblich, das Material sequentiell über mehrere Förderbänder mit steigender Bandgeschwindigkeit zu transportieren, um das Material weiter auseinanderzuziehen [Fei+19]. Nachteilig am Einsatz von Förderbändern sind die Kosten. Neben vergleichsweise hohen Investitionskosten und einem gesteigerten Platzbedarf betrifft dies auch die Betriebskosten in Form von Strom sowie Verschleiß des Gurts. Durch viele bewegliche Teile sind sie zudem wartungsintensiv und ggf. wird sogar eine Zustandsüberwachung nötig, um Verschleiß und sich ankündigende Defekte früh zu erkennen [Liu+18]. Parameter dieser Transportvariante sind u. a. die Bandlänge, die Bandgeschwindigkeit, sowie das Material und die Struktur des Gurts. Übliche Werte für die Bandgeschwindigkeit bewegen sich zwischen 1 m s^{-1} und 4 m s^{-1} [Fei+19].

Transport mittels Rutsche Rutschen, insbesondere im Kontext des Bergbaus auch häufig als Schurren bezeichnet, stellen eine im Vergleich zu Förderbändern kostengünstige Alternative dar. Ein entsprechender Aufbau ist in Abbildung 2.3b zu sehen. Die Beschleunigung des Materials erfolgt durch die Schwerkraft. Da es keine beweglichen Teile gibt, sind Rutschen deutlich wartungsärmer als Förderbänder, obgleich, je nach Oberflächenmaterial, auch hier ein Verschleiß der Oberfläche auftreten kann [Cam+07]. Im Gegenzug bieten Rutschen häufig nur eine geringe Materialberuhigung, was u. a. an der permanenten Reibung der Oberfläche mit den Partikeln, welche entlang der Rutsche beschleunigen, liegt. Daher werden, insbesondere im Lebensmittelbereich, teilweise auch Rutschen mit Rillen eingesetzt, welche eine bessere Führung des Materials ermöglichen. Dies ist jedoch nachteilig hinsichtlich der Skalierbarkeit des Materialdurchsatzes, da für eine Erhöhung weitere Rillen hinzugefügt werden müssen. In [Stu+92] werden diverse Design-Prinzipien beim Einsatz von Rutschen für den Schüttguttransport diskutiert. Zu den Parametern dieser Transportvariante gehören u. a. die Rutschenlänge, der Neigungswinkel, sowie das Oberflächenmaterial.

Transport mittels freiem Fall Ein Transport des Materials im freien Fall, wie in Abbildung 2.3c zu sehen, stellt die kostengünstigste Lösung dar. Die Beschleunigung erfolgt in dieser Variante ebenfalls durch die Schwerkraft. Das Einsatzgebiet solcher Sortierer ist jedoch stark beschränkt, da die im Materialstrom enthaltenen Partikel sich nur begrenzt in ihrem Luftwiderstand unterscheiden dürfen. Andernfalls ergeben sich Unterschiede in der Transportgeschwindigkeit, was zu Problemen bei der Datenerfassung, z. B. Farbsäume beim Einsatz von Farb-Zeilenkameras, sowie bei der Separation führen können. Bei Verunreinigung durch unbekannte Fremdprodukte kann dies nur sehr selten garantiert werden. Im Gegensatz zu Förderbändern und Rutschen, bei welchen Partikel typischerweise auf einer flachen Seite, sofern vorhanden, liegen bleiben, erfahren Partikel beim Transport mittels freiem Fall ebenfalls keine Ausrichtung. Durch ein Treibwalzenpaar lassen sich die Partikel jedoch ggf. so ausrichten, dass ihre flache Seite zur Sensorik hin ausgerichtet ist [Sal+91].

2.2.2 Sensorik

Die vielseitigen Einsatzbereiche der sensorgestützten Schüttgutsortierung sind das Resultat der großen Vielfalt einsetzbarer Sensoren. Um einen hohen Materialdurchsatz zu ermöglichen, kommen in erster Linie bildgebende, zeilen-scannende Sensoren zum Einsatz. Hierbei wird eine große Bandbreite des elektromagnetischen Spektrums, von Röntgenstrahlung bis hin in den Terahertzbereich, abgedeckt. Die Wahl des Sensors richtet sich nach den Materialeigenschaften, nach welchen die Sortierung erfolgen soll. Kann eine einzelne Sensorik die Aufgabe nicht erfüllen, kommen Multi-Sensor-Systeme zum Einsatz [Kat+03]. Im Zuge der Datenauswertung müssen die Informationen aus den verschiedenen Quellen dann fusioniert werden.

Tabelle 2.1 gibt einen Überblick über die am gängigsten in der sensorgestützten Schüttgutsortierung eingesetzten Sensoren. Im Folgenden werden deren Funktionsprinzip vorgestellt sowie beispielhafte Anwendungen benannt. Neben den dominierenden bildgebenden Sensoren werden zu Ende des Abschnitts auch Beispiele für nicht-bildgebende Systeme erläutert.

Tabelle 2.1: Überblick über die in der sensorgestützten Schüttgutsortierung eingesetzten Sensorprinzipien und deren Anwendungsfelder.

Sensorprinzip	Anwendungsbeispiele
Röntgensensoren	Mineralien Nichteisenmetalle Holz
Farb-Zeilenkameras	Getreide Reis Glas
Infrarot- und Hyperspektralkameras	Getreide Mineralien Kunststoffe Bauschutt
Terahertz-Spektroskopie	Kunststoffe
Laserinduzierte Plasmaspektroskopie	Metalle Kunststoffe
Laserinduzierte Fluoreszenzspektroskopie	Mineralien Kunststoffe

Röntgensensoren

Röntgenstrahlen sind im Wellenlängenbereich zwischen 10 pm und 10 nm angesiedelt. In der Röntgen-Sortierung kommen im Wesentlichen zwei röntgenspektroskopische Verfahren zum Einsatz:

- Röntgenabsorptionsspektroskopie in Transmission in der Form von Dual-Energy Röntgen-Transmission (engl. *Dual-Energy X-ray Transmission*, DE-XRT)
- Röntgenfluoreszenzanalyse (engl. *X-ray Fluorescence*, XRF)

XRT ist ein Messprinzip, welches von den Sicherheitskontrollen an Flughäfen bekannt ist. Eine Erläuterung des DE-XRT Messprinzips für die sensorgestützte Schüttgutsortierung ist in [Neu+17] gegeben. Röntgenstrahlen bestimmter Wellenlängen werden von einer Röntgenquelle emittiert, welche i. d. R. über dem Transportmedium, z. B. dem Förderband, angebracht ist. Beim Durchdringen des Schüttguts werden die Strahlen von dem Material anteilig absorbiert, wobei die Absorptionseigenschaften materialspezifisch sind. Elemente mit einer tiefen Ordnungszahl absorbieren weniger Röntgenstrahlen als jene mit einer hohen Ordnungszahl. Der Sensor befindet sich gegenüber der Röntgenquelle, so dass sich das Schüttgut zwischen Quelle und Sensor befindet. Er misst die Intensität der abgeschwächten Röntgenstrahlen, welche das Material durchdrungen haben und nicht absorbiert wurden. Diese werden dann als Röntgenbilder pixelweise zusammengefasst. Bei DE-XRT Systemen werden nach diesem Prinzip zwei solche Bilder, ein hoch- und ein niederenergetisches, aufgenommen. Dies ermöglicht die Berechnung der Dicke der gescannten Partikel, welche einen direkten Einfluss auf die Absorptionscharakteristiken hat.

Bei der XRF-Messung befinden sich Röntgenquelle und Sensor auf der gleichen Seite des Materials, also oberhalb des Transportmediums [Gun+17]. Die Elemente eines Schüttgutpartikels werden durch die Absorption der Röntgenstrahlung angeregt und emittieren elementspezifische Röntgenfluoreszenzstrahlen. Als Faustregel gilt dabei, dass umso geringere Vorkommen eines Elements messbar sind, je höher dessen Ordnungszahl ist. Elemente mit einer Ordnungszahl kleiner 5 (Bor) gelten als nicht detektierbar [Bre+13, Kap. 15].

Röntgen-Schüttgutsortierer kommen vorwiegend in den Anwendungsfeldern Bergbau und Recycling zum Einsatz. Konkret wird XRF beispielsweise zur Ermittlung des Kupfergehalts in Erzen eingesetzt [Li+18; Nad+18]. Weitere Sortieraufgaben beinhalten die Ermittlung der Schwermetallkontamination in Holz [Sol+04], die Diskriminierung von PVC und PET [Gun+17] oder die Sortierung von Nichteisenmetallen in Abfallvorkommen [Pfa+19]. DE-XRT wird u. a. zur Detektion von seltenen Erden in Erzen [Neu+17; Ver+20], für die Kohleaufbereitung [Ket+10], sowie die Sortierung von Nichteisenmetall [Mes+07] eingesetzt. In der Lebensmittelindustrie hat sich die Technologie für Inspektionssysteme zur Detektion von Fremdkörpern etabliert [Moh+18].

Farb-Zeilenkameras

Farb-Zeilenkameras sind im visuellen (VIS) Spektrum, also dem für den Menschen sichtbaren Wellenlängenbereich von 380 nm bis 780 nm, sensitiv. Aus dem genannten Wellenlängenbereich werden drei Farbkanäle gewonnen, welche den Farben blau, grün und rot entsprechen. Es existieren verschiedene Sensormuster, um die drei Wellenlängenbereiche zu messen.

Beim tri-linearen Sensormuster existieren drei physikalisch getrennte Sensorzeilen, welche mit entsprechenden optischen Filtern versehen sind. Diese werden mit einem zeitlichen Versatz ausgelesen, welcher entsprechend der Transportgeschwindigkeit der Szene orthogonal zu den Sensorzeilen konfiguriert werden muss, damit die selbe Szene in allen Kanälen aufgenommen wird. Bei Abweichung von dieser Konfiguration kann es zu ungewollten Farbartefakten kommen, da die Registrierung der Farbkanäle nicht mehr passend ausgeführt wird. Dieser generell störende Effekt kann genutzt werden, um Informationen über die Bewegung aufgenommener Schüttgutpartikel zu extrahieren [Pfa+17b], jedoch nur in stark eingeschränktem Maße. Verhindern lässt sich der Effekt durch den Einsatz eines Prismas, in dem das einfallende Licht auf die drei separaten Zeilensensoren verteilt wird, welche dann zeitgleich ausgelesen werden.

Bei bi-linearen Sensormustern werden zwei der drei Farbkanäle, üblicherweise rot und blau, in einer Sensorzeile kombiniert, indem abwechselnd jeweils ein Pixel für den entsprechenden Bereich sensitiv ist. Eine zweite Sensorzeile ist dann für die dritte Farbe, üblicherweise grün, sensitiv. Somit wird die Problematik der Registrierung entschärft, aber nicht umgangen.

Beim Monoline-Muster wird nur eine Sensorzeile verwendet. Die darin enthaltenden Makropixel bestehen aus drei nebeneinanderliegenden Pixeln, welche jeweils für einen Farbbereich sensitiv sind. Somit werden alle Farben ohne den kostspieligen Einsatz eines Prismas zum gleichen Zeitpunkt, jedoch mit minimalem örtlichen Versatz, aufgenommen.

Farb-Zeilenkameras werden sowohl für Reflexions- als auch Transmissionsmessungen, z. B. bei der Farbglassortierung, eingesetzt. Sie kommen in allen Anwendungsfeldern der sensorgestützten Schüttgutsortierung zum Einsatz. Aufgaben aus dem Bereich Agrarprodukt- und Lebensmittelindustrie sind z. B. die Sortierung verschiedener Weizenkörner [Pea+08; Pea10; Car+19], die Rei-

nigung von Bulgur [Bay+06], die Reissortierung [Wee+09] sowie die Sortierung von Sonnenblumensamen [Lua+20]. Eines der prominentesten Anwendungsbeispiele im Recycling-Bereich ist die Farbglassortierung [Dia+15]. Eine Anregung durch ultraviolettes (UV) Licht führt zudem bei Sonderglas, z. B. Bleiglas, zu Fluoreszenzeffekten, welche ebenfalls eine Sortierung mit Hilfe einer Farb-Zeilenkamera ermöglichen [Gun+17]. Arbeiten im Bereich Bergbau befassen sich mit der Sortierung bereits aufbereiteter Mineralien [Gül+17] und der Braunkohleaufbereitung [Gül+17]. Farbkameras werden häufig auch in Multisensorsystemen eingesetzt, insbesondere in Verbindung mit Infrarotkameras [Ser+11; Hol+16]. Selbst wenn die zu extrahierende Information nicht dem sichtbaren Licht entnommen werden kann, werden VIS Kameras dennoch häufig aufgrund der hohen verfügbaren Ortsauflösung für die präzise Lokalisierung einzelner Partikel als ergänzende Sensorik verwendet. Eine weitere für die sensorgestützte Schüttgutsortierung relevante Variante stellen Farbkameras ergänzt um einen vierten, im nahen Infrarot sensitiven Kanal dar.

Infrarot- und Hyperspektralkameras

Der Spektralbereich der Infrarotstrahlung erstreckt sich je nach Definition etwa von 780 nm bis 1 mm und wird in die Unterbereiche nahes Infrarot (engl. *Near Infrared*, NIR), ca. 780 nm bis 1,4 μm , kurzwelliges Infrarot (engl. *Short-wavelength Infrared*, SWIR), ca. 1,4 μm bis 3 μm , mittleres Infrarot (engl. *Mid Infrared*, MIR), ca. 3 μm bis 50 μm , und fernes Infrarot (engl. *Far Infrared*, FIR), ca. 50 μm bis 1 mm, eingeteilt. Neben einkanaligen und multispektralen Kameras in diesem Spektralbereich haben sich in den vergangenen Jahren insbesondere Hyperspektralkameras als eine der am meisten eingesetzten Sensoriken in der sensorgestützten Schüttgutsortierung etabliert. Der Begriff Hyperspektral bezeichnet die nahezu kontinuierliche spektrale Abtastung, welche i. d. R. in mehreren hundert Spektralkanälen resultiert. Die enthaltene Information lässt Rückschlüsse auf chemische Materialeigenschaften zu. Die hyperspektrale Bildgebung (engl. *Hyperspectral Imaging*, HSI) liefert neben örtlicher auch spektrale Information über die Szene und somit ein dreidimensionales Bild.

Hyperspektralkameras im SWIR Bereich sind seit einigen Jahren für den industriellen Einsatz in der sensorgestützten Schüttgutsortierung ertüchtigt und seit wenigen Jahren auch aufgrund sinkender Preise wirtschaftlich at-

traktiv. Seitdem hat HSI Einzug in alle Anwendungsbereiche erhalten. In der Agrarprodukt- und Lebensmittelindustrie werden SWIR Sensoren für die Reissortierung [Rit+04] sowie die Bewertung von Weizenkörnern [Fan+20] eingesetzt. SWIR-HSI gilt zudem als Standardverfahren für die Detektion von Pilzbefall bei Getreide [Fem+20]. Im Anwendungsbereich Bergbau wird HSI als eine von zwei Technologien genannt, welche in der letzten Dekade zum Ausbau des Anwendungsbereichs beigetragen hat [Rob+19]. SWIR-HSI wird zur Ermittlung des Kupfergehalts in Erzen [Dal+14; Dal+17] bzw. der generellen Mineralcharakterisierung [Dal+18], sowie zur Bestimmung des Silber-, Gold-, Kohlenstoff- Schwefelgehalts [Dal+15] eingesetzt. In [Gül+18b] wird die Überlegenheit eines SWIR Sensors gegenüber einer VIS Kamera bei der Braunkohleaufbereitung dargelegt. Im Recycling-Bereich werden SWIR bzw. SWIR-HSI Kameras vorwiegend für die Sortierung von Bau- und Abbruchabfällen [Veg+15; Hol+16] sowie die Plastiksartierung verwendet. Hinsichtlich letzterem hat die Technologie die manuelle Sortierung bei Leichtverpackungen bereits nahezu ersetzt und gilt als integraler Bestandteil der Recyclingprozesse [Fei+19]. Weitere Aufgaben sind die generelle Diskriminierung verschiedener Polymere [Zhe+18], von Polyethylenen und Polypropylenen [Ser+11], von PET und PLA [Ulr+13] oder die Detektion von PVC [Pie+12].

Eine Schwachstelle beim Einsatz von SWIR-HSI für die Kunststoffsortierung ist die mangelnde Eignung für die Erkennung schwarzer Kunststoffe. Der Grund dafür ist, dass für die schwarze Färbung heutzutage vorwiegend Ruß, welcher zu einem großen Anteil aus Kohlenstoff besteht, eingesetzt wird. Dies führt zu einer sehr hohen Absorption der Strahlung im SWIR, so dass kein verwertbares Signal mehr erfasst werden kann¹.

Diese Einschränkung gilt nicht für den MIR Bereich, jedoch galten MIR-HSI Kameras bis vor kurzem als zu langsam, zu niedrig in der spektralen Auflösung und zu minderwertig hinsichtlich des Signal-Rausch-Verhältnisses [Roz+17]. Jüngste technologische Entwicklungen haben jedoch entsprechende Sensoren für den erfolgreichen Einsatz in der sensorgestützten Schüttgutsortierung ertüchtigt. Der Einsatz von MIR-HSI ist insbesondere für WEEP äußerst interessant, da entsprechende Platten sehr häufig schwarz sind [Sig+19a; Sig+19b]. In [Roz+17] wird die generelle Unterscheidung verschiedener Polymere inkl.

¹ In den letzten Jahren wurden jedoch Schwarz-Färbeverfahren, welche keinen Ruß einsetzen und eine Charakterisierung im SWIR ermöglichen, vorgestellt.

schwarzer Partikel sowie diversen Additiven und Mixturen in [Bec+17] mittels MIR-HSI aufgezeigt. In [Kru18] wird der Einsatz der Sensorik für die sensorgestützte Schüttgutsortierung anhand industriell verfügbarer Anlagen experimentell überprüft.

Terahertz-Spektroskopie

Unter Terahertzstrahlung wird Strahlung im Wellenlängenbereich zwischen 30 μm und 3 mm bei einer Frequenz zwischen 0,1 THz und 1 THz verstanden. Entsprechende zeilenscannende Sensoren für diesen Spektralbereich wurden jüngst entwickelt und für den in-line fähigen Einsatz ertüchtigt. Die Technologie ist derzeit insbesondere von wissenschaftlichem Interesse. Ein industrieller Einsatz für die sensorgestützte Schüttgutsortierung ist nicht bekannt.

In [Küt+17] wird ein Zeilenscanner im niedrigen Terahertzbereich zwischen 84 GHz und 96 GHz für die Sortierung verschiedener Polymere vorgestellt. Als Stärke des Verfahrens wird die Möglichkeit zur Diskriminierung schwarzer Kunststoffe hervorgehoben. Aufgrund der stark limitierten örtlichen Auflösung des neu vorgestellten Sensors wird ein experimentelles Sortiersystem durch eine Zeilenkamera im VIS ergänzt.

Laserinduzierte Plasmaspektroskopie

Laserinduzierte Plasmaspektroskopie (engl. *Laser Induced Breakdown Spectroscopy*, LIBS) ist ein zerstörungsarmes Verfahren zur Bestimmung der elementaren Zusammensetzung einer Probe. Durch einen kurzen, energiereichen Laserimpuls wird ein Bruchteil (in der Größenordnung von Mikrogramm) der Probe verdampft. Hierbei werden Elektronen aus der äußeren Hülle der Atome geschleudert und dadurch Plasma erzeugt. Wenige Nanosekunden später entstehen durch das Abkühlen der angeregten Atome materialcharakteristische Emissionen, welche durch ein Spektrometer erfasst werden und eine Identifikation und Quantifizierung der in der Probe enthaltenen Elemente ermöglichen. Die Wahl des Spektrometers bzw. des Wellenlängenbereichs, der erfasst werden soll, erfolgt dabei aufgabenabhängig. Das Verfahren lässt sich in Echtzeitumgebungen, wie der sensorgestützten Schüttgutsortierung, einsetzen und hat daher den Einzug in industrielle Anwendungen erreicht.

LIBS kommt in den Anwendungsfeldern Bergbau und Recycling zum Einsatz, in der Agrarprodukt- und Lebensmittelindustrie sind solche Sortiersysteme nicht anzutreffen. Neben der Metallsortierung [Gur+12] liegt ein Anwendungsfokus im Plastikrecycling. Eine generelle Unterscheidung verschiedener Polymere wird in [Anz+06] aufgezeigt. Es bestehen keine Einschränkungen bei schwarz gefärbten Kunststoffen. In [Fin+01] wird aufgezeigt, wie das Verfahren zur Analyse thermoplastischer Kunststoffe verwendet werden kann, woraus sich eine potentielle Sortieranwendung ergibt. Zudem eignet sich das Verfahren für die in-line Detektion von bromierten [Ste+03], schwermetallbelasteten [Ste+03; Hub+10] sowie chlorhaltigen [Hub+14] Polymeren.

Laserinduzierte Fluoreszenzspektroskopie

Laserinduzierte Fluoreszenzspektroskopie (engl. *Laser Induced Fluorescence Spectroscopy*, LIFS) ist ein zerstörungsfreies Verfahren, welches in den letzten Jahren verstärkt im Bereich der Materialforschung und -charakterisierung eingesetzt wird. Genau wie bei LIBS wird die Probe durch einen Laser angeregt. Hierfür kommen bei LIFS UV-Laser zum Einsatz. Durch die Energiezufuhr werden Atome aus einem stabilen Zustand kurzzeitig auf ein höheres, instabiles Niveau gehoben. Beim Rückfall in den stabilen Grundzustand werden dann Photonen mit einer längeren Wellenlänge emittiert. Dies führt bei bestimmten Materialien zu einer kurzlebigen Fluoreszenz. Die Fluoreszenz liegt dabei in einem leicht höheren Wellenlängenbereich als die Anregung und wird durch hyperspektrale Sensorik im UV-VIS Bereich beobachtet. Die Intensität der Fluoreszenz wird dabei zeitaufgelöst aufgenommen, wodurch auch das Abklingverhalten beobachtet werden kann. Die so entstehende spektrale Information über die Zeit bildet dann eine Art Fingerabdruck, mit dem sich Materialien charakterisieren lassen. Eine Elementaranalyse ist jedoch nicht möglich [Vin+07].

LIFS findet im Anwendungsbereich Bergbau Einsatz, da die beschriebene Fluoreszenz in fast allen Mineralien angeregt werden kann. Die Auswertung der zeitaufgelösten Fluoreszenz ermöglicht beispielsweise die Unterscheidung verschiedener Erze [Bro00; Bro01] und findet bei der Braunkohleanreicherung Anwendung [Nie+03]. Ebenfalls wird LIFS im Anwendungsbereich Recycling für die Kunststoffsortierung eingesetzt [Spi+16]. Insbesondere bestehen

keine Einschränkung hinsichtlich mit Ruß eingefärbten schwarzen Kunststoffen [Vin+07].

Nicht-bildgebende sensorgestützte Sortierverfahren

Neben den in der Praxis dominierenden bildgebenden Sensoren für die sensorgestützte Schüttgutsortierung finden vereinzelt auch nicht-bildgebende Sensoren Einsatz. Hierzu gehören insbesondere akustische Sensoren. Die Materialcharakterisierung geschieht durch Auswertung von Geräuschen nach einer Kollision von Schüttgutpartikeln mit einer Fläche (engl. *Impact Acoustic*). Eine schematische Darstellung einer möglichen Realisierung solcher Systeme ist in Abbildung 2.4 dargestellt. Ein Anwendungsschwerpunkt solcher Systeme liegt in der Sortierung nussartiger Produkte, z. B. Kastanien [Kur+18], Haselnüssen [Ona+05] oder Mandeln [Res+13]. Ebenfalls eignet sich das Verfahren zur Erkennung beschädigter Weizenkörner [Pea+07]. Bei diesem System werden die Körner einzeln der Sensorik in Form von Mikrofonen zugeführt. Eine Laserschranke dient als Auslöser für die Aufnahme der Kollisionsgeräusche. In [Hua+17] wird ein ähnliches System für die Sortierung von Kunststoffflakes vorgestellt. Bei dem System wird zusätzlich über Lasertriangulation die Größe der Flakes festgestellt und in die Klassifikation auf Basis der Geräuschdaten miteinbezogen. Eine Limitierung solcher Sortiersysteme liegt in der Skalierung bzgl. der Erhöhung des Materialdurchsatzes. Die Partikel müssen stets in Linien der Detektion zugeführt werden. Eine höhere Sortierbreite geht mit der Erhöhung der Anzahl an Linien einher und erfordert pro Linie eine eigene Sensorik.

2.2.3 Datenauswertung

Die Aufgaben der Datenauswertung bei der sensorgestützten Schüttgutsortierung fallen in den Bereich des maschinellen Sehens (engl. *Machine Vision*). Ziel der Datenauswertung ist es, Steuersignale für die in der Separationsstufe eingesetzte Aktorik zu berechnen. Hierzu müssen in den Sensordaten einzelne im Materialstrom enthaltene Partikel detektiert und klassifiziert werden. Für auszuschleusende Partikel muss dann berechnet werden, wann welche Aktoren aktiviert werden müssen. Auch wenn für binäre Sortieraufgaben nur zwischen zwei Klassen, akzeptieren und zurückweisen bzw. Produkt und

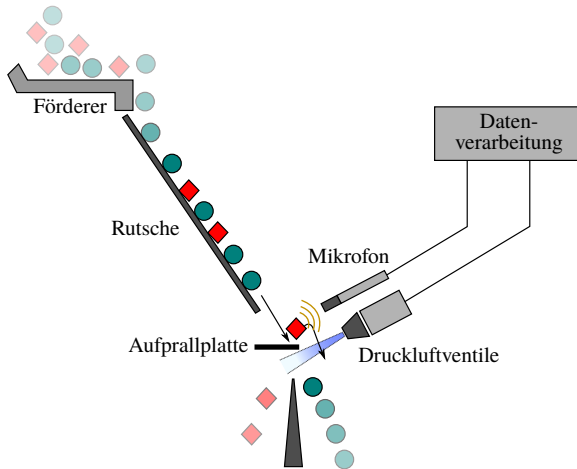


Abbildung 2.4: Schematische Darstellung eines *Impact Acoustic* Sortiersystems.

Rückstände, unterschieden werden müsste, kann es für die Prozessstatistik durchaus von Interesse sein, mehrere verschiedene Klassen zu identifizieren. Die Datenauswertung folgt der in [Bey+12, Kap. 1] aufgezeigten und in Abbildung 2.5 visualisierten Verarbeitungskette der automatischen Sichtprüfung, bestehend aus Bildgewinnung, Bildvorverarbeitung, Informationsverdichtung und -extraktion, Entscheidung und Aktion. Als Plattform kommen vorrangig Field Programmable Gate Arrays (FPGA) [Pea10], PC Systeme [Pea+02; Ver+20], oder eine Kombination aus beiden [Mai+21a] zum Einsatz.

Bildgewinnung und Bildvorverarbeitung Die Bildgewinnung erfolgt bei der sensorgestützten Schüttgutsortierung unter kontrollierten Bedingungen. Das Helligkeitsniveau ist i. d. R. konstant und der Hintergrund kann bei der Systemauslegung frei gewählt werden. Im Zuge der Bildvorverarbeitung können optische Störeffekte, wie z. B. Verzeichnung oder Inhomogenitäten der Beleuchtung, korrigiert werden.

Informationsverdichtung und -extraktion Im Zuge der Informationsverdichtung erfolgt eine Bildsegmentierung. Dies kann aufgrund der genannten,

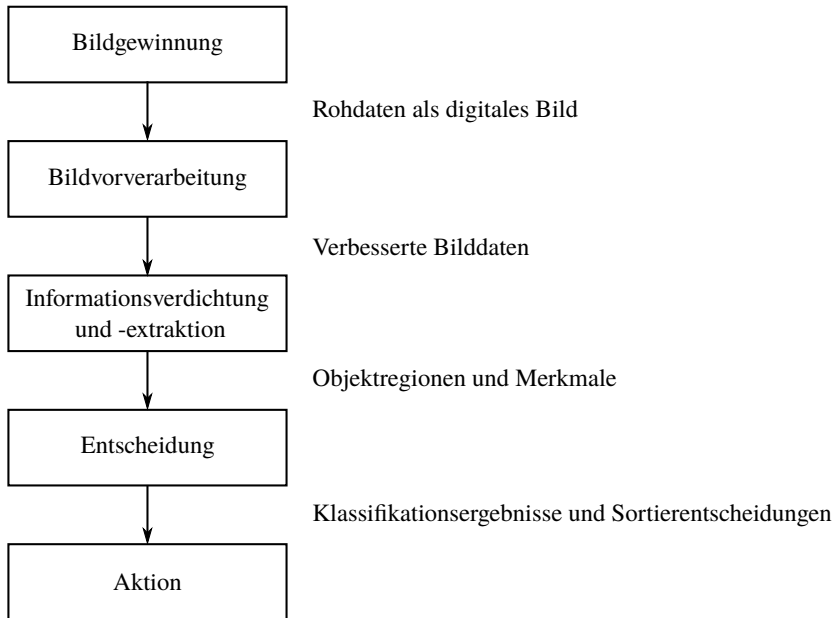


Abbildung 2.5: Schematische Darstellung der Bildverarbeitungskette in Anlehnung an [Bey+12, Kap. 1] sowie der jeweiligen Zwischenergebnisse bei der sensorgestützten Schüttgutsortierung.

konstanten Aufnahmebedingungen häufig durch vergleichsweise einfache Verfahren, z. B. durch pixelorientierte Anwendung eines Schwellenwerts gefolgt von einer Zusammenhangsanalyse, erfolgen. Um Partikel vollständig erfassen zu können müssen dabei einzelne Bildzeilen des zeilenscannenden Sensors über die Zeit zusammengefasst werden, wodurch wiederum flächige Bilder des Materialstroms entstehen. Für die weitere Informationsverdichtung und -extraktion werden typischerweise Merkmale zur Beschreibung der einzelnen Partikel berechnet. Beim Einsatz einer Farbzeilenkamera können dies z. B. Farbmerkmale [Ric+15; Gül+17] oder auch Größen- und Formmerkmale sein.

Entscheidung Für die Entscheidung werden verschiedenste Klassifikatoren eingesetzt. Dies reicht von einfachen Regel-basierten Ansätzen, z. B. durch die Definition von Schwellenwerten [Gül+18b; Gül+18a], bis zu Verfahren des

maschinellen Lernens, z. B. Support Vector Machines (SVM) oder Random Forests [Fan+20]. Für hyperspektrale Signale kann zudem ein Vergleich zu Referenzspektren angewandt werden [Küp+19a]. Alternativ werden Regressionsmodelle verwendet, um z. B. ein NIR [Dal+14] oder X-ray [Li+18] Signal auf Materialeigenschaften abzubilden. Aktuelle Arbeiten befassen sich zudem mit dem Einsatz neuartiger Verfahren des maschinellen Lernens um die gesamte Informationsverdichtung und -extraktion sowie Entscheidung abzubilden, z. B. mittels tiefer neuronaler Netze [Sch17; Lua+20].

Aktion Lautet die Entscheidung, dass ein Partikel ausgeschleust werden soll, wird in einem letzten Schritt das entsprechende Steuersignal für die Aktorik berechnet. Da alle gängigen Separationsmechanismen als eine quer zur Transportrichtung ausgerichtete Reihe an Einzelaktoren aufgebaut sind, muss für die Ansteuerung sowohl eine örtliche als auch eine zeitliche Komponente berechnet werden. Beim Einsatz von pneumatischer Separation wird dies auch als Ausblasfenster mit räumlicher und zeitlicher Dimension bezeichnet. Gängig ist die Wahl des Ausblasfensters entsprechend eines das Partikel umschließenden Rechtecks (engl. *Bounding Box*), wie in Abbildung 1.3a dargestellt, oder als gezielter Impuls auf den Flächenschwerpunkt [Udo10]. Die räumliche Position legt fest, welche Ventile (also Einzelaktoren) in der Düsenleiste (also der Reihe) aktiviert werden sollen. Hierfür wird die räumliche Verortung des Objekts quer zur Transportrichtung berechnet. Für die zeitliche Komponente wird auf den Sichtungszeitpunkt ein fester Versatz addiert, welcher als die Dauer der Bewegung zwischen Sichtung und Separation konfiguriert wurde.

Bei der Entwicklung einer Datenauswertung für die sensorgestützte Schüttgut-sortierung muss hoher Wert auf die Geschwindigkeit der Verarbeitung gelegt werden [Mai15], z. B. bei der Auswahl der Merkmale für die Partikelklassifikation [Ric+16]. Zwischen Sichtung und Separation liegt lediglich ein kleines Zeitfenster, üblicherweise in der Größenordnung von wenigen Millisekunden, innerhalb welchem die Datenverarbeitung abgeschlossen und ein Sortierergebnis berechnet sein muss [Bon+06]. Um eine möglichst präzise Ansteuerung der Separation zu ermöglichen, muss dieses Zeitfenster kleinstmöglich gewählt werden, da so der Einfluss von Relativbewegung der einzelnen Partikel möglichst gering gehalten wird [Mai+16a]. Überschreitet die Datenverarbeitung die vorherrschende Zeitschranke ist das berechnete Ergebnis wertlos, da

die Separation nicht mehr ausgeführt werden kann. Es besteht daher eine feste Echtzeitbedingung mit binärer Wertfunktion [Wör06, Kap. 5].

Eigene Vorarbeiten beschäftigen sich daher mit der Nutzung von Methoden des *Approximate Computing* [Han+13] für die Sicherstellung der Einhaltung von Echtzeitschranken in der sensorgestützten Schüttgutsortierung [Mai+16a; Dör17; Gen17; Köh16; Müll16; Roe16]. Hierbei handelt es sich um ein, insbesondere die Hardwareentwicklung adressierendes, Entwurfsparadigma, welches bewusst ungenaue Berechnungsmethoden zulässt, um Vorteile hinsichtlich der Energieeffizienz und Berechnungsgeschwindigkeit zu erzielen.

2.2.4 Materialtrennung

Bis auf wenige Ausnahmen erfolgt die physikalische Trennung des Materials in der sensorgestützten Schüttgutsortierung über eine Reihe an Aktoren, welches senkrecht zur Transportrichtung angeordnet ist. Die Aktorik wirkt dabei während der Flugphase, also z. B. nach dem Abwurf von einem Förderband oder einer Rutsche, auf Partikel ein, welche vom Materialstrom abgetrennt werden sollen. Durch diese Einwirkung wird die Flugbahn der abzutrennenden Partikel so geändert, dass sie physikalisch vom restlichen Material separiert sind und z. B. in unterschiedliche Behälter oder auf unterschiedliche Förderbänder für den weiteren Transport gelangen.

Den de facto Standard der eingesetzten Aktorik stellen pneumatische Schnell-schaltventile dar [Rob+19]. Die Abtrennung aus dem Materialstrom erfolgt hierbei kontaktlos durch einen kurzen Impuls, welcher durch trockene Luftstöße erzeugt wird. Je nach Partikelgröße und Gewicht muss eine passende Düsengröße sowie ein ausreichender Überdruck eingesetzt werden [Kna+14]. Die Ventilleiste kann entweder über oder unter dem Materialstrom verbaut sein. Die Positionierung unterhalb des Materialstroms birgt dabei den Vorteil, dass ein konstanter, von der Höhe einzelner Partikel unabhängiger Abstand zwischen Ventilleiste und Partikel gewährleistet ist. Ein vermeintlicher Nachteil der pneumatischen Trennung liegt in den Betriebskosten zur Erzeugung der Druckluft. In [Gül+18a] werden der Druckluftherzeugung ein Anteil von etwa 70 % der Betriebskosten der sensorgestützten Schüttgutsortierung zugeschrieben. Jedoch scheint dieser Anteil stark abhängig vom konkreten Anwen-

dungsfall, da z. B. aus [Por+14] ein deutlich geringerer Kostenanteil für die Sortierung von Weintrauben hervorgeht.

In [Arn+13] wird eine Studie zur Eignung verschiedener Schnellschaltventile für die sensorgestützte Schüttgutsortierung präsentiert. Als wichtige Eigenschaften werden dort die Schaltzeiten der Ventile sowie der erzielte Volumenstrom bei einem exemplarischen Überdruck hervorgehoben. Sowohl der Volumenstrom als auch die räumliche Verteilung der Luftströmungsgeschwindigkeit entsprechender Ventile werden im Kontext der Sortierung ebenfalls für einen stationären Zustand in [Fer+13] und instationären Zustand in [Fer+14] betrachtet. Zur Erfassung der Daten verwenden die Autoren eine Mehrlochsonde, welche die Messung des Totaldrucks, des statischen Drucks, der Temperatur sowie der Fließgeschwindigkeit und deren Orientierung ermöglicht. In [Fit+15] wird der pneumatische Ausschleusvorgang von Partikeln simulativ betrachtet. Hierzu wird die Luftströmung mittels Computational Fluid Dynamics (CFD) und die Partikel mittels der Diskrete Elemente Methode (DEM) modelliert und mit einem Experiment abgeglichen. Eine vergleichbare Studie wird in [Pie+18] präsentiert. Neben dem experimentellen Abgleich der Luftströme wird hier ebenfalls durch eine DEM–CFD Kopplung ein vollständiger Sortiervorgang simuliert.

Zwei weitere, ebenfalls verbreitete Vertreter eingesetzter Aktorik sind mechanische Klappen [Ver+20] und Wasserstrahldüsen [Sal+91]. Diese Varianten sind in erster Linie im Bergbau anzutreffen, da sie sich insbesondere für vergleichsweise schwere Objekte, die vom Materialstrom abgetrennt werden müssen, eignen. Während mechanische Klappen einen vermeintlich hohen Wartungsaufwand mit sich bringen, ist beim Einsatz von Wasser zu beachten, dass hierdurch einer der großen Vorteile der sensorgestützten Schüttgutsortierung, nämlich dass es sich um einen trockenen Prozess handelt [Mes+07], vernichtet wird. Im Bereich der Agrarprodukt- und Lebensmittelindustrie ist der Einsatz daher häufig nicht möglich. In anderen Bereichen muss ggf. in Kauf genommen werden, dass energieintensive Trocknungsprozesse integriert werden müssen.

Den genannten Separationstechnologien ist gemein, dass der Wirkungsbereich anhand der einzelnen Elemente der Reihe, z. B. einzelner Druckluftdüsen, in ein diskretes Raster eingeteilt wird, durch welches die Ortsauflösung quer zur Transportrichtung festgelegt ist. Je nach eingesetzter Elektronik zur Ansteuerung der Einzelaktoren ergibt sich i. d. R. ebenfalls eine zeitliche Rasterung,

welche z. B. von dem eingesetzten Bussystem oder auch den minimalen Schaltzeiten der Einzelaktoren abhängig ist. Dabei muss sowohl die örtliche als auch die zeitliche Auflösung bei gegebener Vereinzelnung fein genug sein, dass eine Einzelpartikeltrennung möglich ist (vergleiche Abbildung 2.6). Je schlechter die Vereinzelnung, desto feiner müssen die Auflösungen realisiert werden. Im Gegenzug muss bei feiner Auflösung nur eine geringe Vereinzelnung sichergestellt werden, wodurch höhere Massenströme ermöglicht werden (vergleiche Abschnitt 2.3).

Weitere, deutlich weniger verbreitete Separationsmethoden sind die Trennung durch Robotergreifer oder Ansaugventile. Vereinzelt wird auch eine Ausschleusung zur Seite hin, z. B. durch mechanische Schieber, eingesetzt [Rau16].

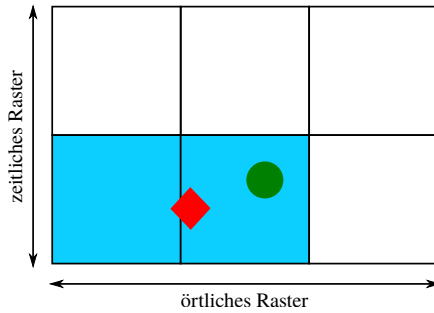
2.3 Prozessparameter

In [Gül20] werden entscheidende Parameter der sensorgestützten Schüttgut-sortierung in geometrische Parameter und Prozessparameter eingeteilt. Als Beispiele für die Prozessparameter werden die Korngrößenverteilung, der Massenstrom bzw. Materialdurchsatz, oder auch die Charakteristiken des Materials selbst genannt. Ein weiterer Prozessparameter, welcher im Folgenden ergänzenden mit aufgegriffen wird, ist die Materialvereinzelnung.

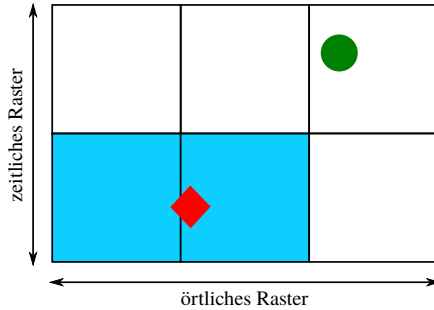
Im Gegensatz zu den in Abschnitt 2.2 diskutierten Systemparametern sind Prozessparameter nur bedingt frei wählbar, da sie teilweise durch die Sortieraufgabe definiert sind. Sie haben jedoch entscheidenden Einfluss auf die Effizienz sensorgestützter Sortiersysteme.

2.3.1 Korngrößenverteilung

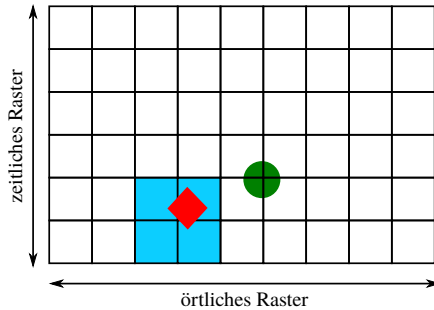
Die Korngrößenverteilung beschreibt ein Intervall der geometrischen Größe der Partikel, welche dem Sortiersystem zugeführt werden. Sensorgestützten Sortiersystemen wird durch eine geeignete Vorkonditionierung ein möglichst definiertes Kornband zugeführt, da die Größenverteilung der Partikel einen entscheidenden Einfluss auf die Wahl weiterer System- und Prozessparameter hat, z. B. auf den erzielbaren Massenstrom oder die Parametrierung der Separationseinheit. Dies geschieht entweder durch vorgestelltes Sieben oder einer



(a) Grobe Auflösung bei geringer Vereinzelnung unzureichend, Produkt wird fälschlicherweise mit abgetrennt.



(b) Grobe Auflösung bei guter Vereinzelnung ausreichend, nur Rest-Partikel wird abgetrennt.



(c) Geringe Vereinzelnung bei feiner Auflösung ausreichend, nur Rest-Partikel wird abgetrennt.

Abbildung 2.6: Schematische Visualisierung des Zusammenhangs zwischen Separationsauflösung und Vereinzelnung. In dem Beispiel soll das durch die rote Raute repräsentierte Partikel abgetrennt werden, das durch den grünen Kreis repräsentierte jedoch nicht. Die blau hinterlegten Felder des Rasters entsprechen in dem Beispiel denjenigen, für welche die Einzelaktoren aktiviert, z. B. die entsprechenden Schnellschaltventile geöffnet, werden.

Zerkleinerung. Als Faustregel hat sich ein Größenverhältnis von 1:3 zwischen den kleinsten und größten Partikeln innerhalb des Kornbands als erstrebenswerte Eingrenzung etabliert [Wot06].

Generelle Anwendung findet die sensorgestützte Schüttgutsortierung bereits bei Partikelgrößen ab 1 mm, z. B. bei Diamanten. Generell ist es im Bergbau jedoch üblich, sensorgestützte Sortiersysteme erst ab deutlich größeren Korngrößen einzusetzen, da mit steigender Korngröße der Massenstrom und somit die Wirtschaftlichkeit der Sortiersysteme steigt. Sortierbare Korngrößen reichen dabei bis hin zu ca. 300 mm [Wot06]. Generell kann die Sortierung kleiner Partikel als schwierigeres Problem aufgefasst werden, da zusätzliche Rahmenbedingungen beachtet werden müssen. Beispielsweise muss sichergestellt sein, dass die Ortsauflösung des Sensors hinreichend fein ist, um der Datenauswertung eine korrekte Charakterisierung einzelner Partikel zu ermöglichen. Ebenfalls wird eine feine Auflösung für die Separation benötigt.

2.3.2 Massenstrom, Materialdurchsatz und Belegungsdichte

Zur Beschreibung der Materialmenge, welche durch ein sensorgestütztes Schüttgutsortiersystem aufbereitet wird, werden in dieser Arbeit die Begriffe Massenstrom, Materialdurchsatz und Belegungsdichte verwendet. Alle drei Parameter sind abhängig von der Korngrößenverteilung (siehe Abschnitt 2.3.1) sowie der Sortierbreite und Transportgeschwindigkeit des Transportmediums (siehe Abschnitt 2.2.1). Zudem weisen die Parameter i. d. R. eine starke Korrelation auf.

Der Massenstrom ist definiert als das Materialgewicht, welches innerhalb einer Zeitspanne dem Sortiersystem zugeführt wird und ist somit ebenfalls von der Dichte des zu sortierenden Materials abhängig. Er wird üblicherweise in Tonnen pro Stunde angegeben und ist insbesondere für wirtschaftliche Betrachtungen relevant. In [Wot06] wird von Massenströmen bis zu 250 t h^{-1} bei der sensorgestützten Schüttgutsortierung berichtet.

Unter Materialdurchsatz wird in dieser Arbeit die Anzahl an Partikeln pro Zeitspanne verstanden. Da sensorgestützte Schüttgutsortiersysteme insbesondere für vorkonditionierte und somit homogenisierte Stoffströme eingesetzt werden,

handelt es sich bei dem Massenstrom und dem Materialdurchsatz um nahezu umrechenbare Mengeneinheiten.

Werden die Parameter des Transports fixiert, haben verschiedene Massenströme bzw. Materialdurchsätze starke Auswirkungen auf die Sortierqualität. Aus [Pas+10; Gül+17] wird ersichtlich, dass ein steigender Massenstrom sich für eine gegebene Sortieraufgabe prinzipiell negativ auf die Sortierqualität auswirkt. In [Pas+15] werden mittels Monte-Carlo Simulation verschieden hohe Massenströme sowie die resultierende Sortierqualität ermittelt. Die Ergebnisse legen nahe, dass die Sortierqualität bei steigendem Massenstrom exponentiell abnimmt. In [Küp+20c] wird der Massenstrom und die resultierende Sortierqualität unter wirtschaftlichen Aspekten analysiert. In der Betrachtung werden hierfür neben der Sortierqualität und dem Massenstrom die resultierenden Kosten der Sortierung pro Tonne miteinbezogen. Diese Betrachtung ist insbesondere dann hilfreich, wenn, bedingt durch das Anwendungsgebiet, anstelle einer maximalen Reinheit des Sortierresultats gewisse Grenzwerte eingehalten werden müssen.

Nach oben genannter Definition ist für die aufgezeigten Einflüsse auf die Sortierqualität jedoch weniger der Massenstrom bzw. Materialdurchsatz als vielmehr die Belegungsdichte verantwortlich [Küp+20b]. Die Belegungsdichte beschreibt den Anteil des sensorisch erfassten Bildes, welcher tatsächlich mit Material belegt ist, vergleiche Abbildung 2.7. Sie ist damit sozusagen eine Mengeneinheit für den Massenstrom aus Sicht der Sensorik, da die Szene auf eine 2D-Darstellung projiziert wird. Aus Sicht der Datenauswertung ist die Belegungsdichte zudem von großem Interesse, da sie sich in vielen Fällen direkt in den benötigten Laufzeiten der eingesetzten Algorithmen widerspiegelt. Aus zuvor erwähnten Gründen korreliert die Belegungsdichte jedoch ebenfalls stark mit dem Massenstrom bzw. dem Materialdurchsatz. Gelingt durch die Materialzuführung eine Gleichverteilung des Materials über die gesamte Sortierbreite, korreliert die Belegungsdichte zudem stark mit der Materialvereinzelung.

2.3.3 Materialzusammensetzung

Die Materialzusammensetzung beschreibt das Verhältnis von Produkt zu Rest des Eingangsstoffstroms, welcher sortiert werden soll. Sie bestimmt zudem,

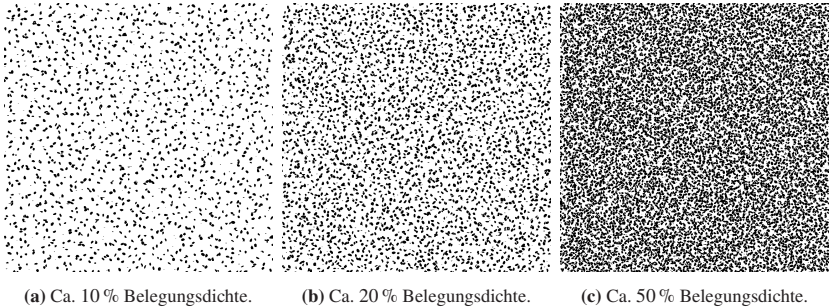


Abbildung 2.7: Simulierte Darstellung verschiedener Belegungsdichten. Durch ein Partikel belegte Pixel sind in Schwarz und der unbelegte Hintergrund Weiß in dargestellt.

welche der beiden Gruppen im Zuge der physikalischen Separation durch Aktivierung ausgeschleust werden sollen. Generell wird die Fraktion, welche in der Minderheit erwartet wird, ausgeschleust. Dies liegt zum einen daran, dass für den Ausschleusvorgang Energie benötigt wird, und zum anderen daran, dass der Ausschleusvorgang selbst potentiell zu Sortierfehlern führt und daher möglichst selten ausgeführt werden sollte (siehe Abschnitt 2.4). Letzteres wird u. a. durch die in [Pas+10] vorgestellten experimentellen Ergebnisse untermauert. Auf Basis der Monte-Carlo Simulation aus [Pas+15] ergibt sich eine exponentielle Abnahme des erzielbaren Massenstroms bei steigendem Anteil auszuschleusender Partikel unter Fixierung der Sortierqualität. Vergleichbare Ergebnisse auf Basis experimenteller Studien werden in [Küp+20b] vorgestellt.

2.3.4 Materialvereinzlung

Die Materialvereinzlung resultiert aus dem Materialdurchsatz, den Korngrößen sowie der Vereinzlungqualität der Zuführ- und Transporteinheit (siehe Abschnitt 2.2.1). Eine unzureichende Vereinzlung führt zur Bildung von Agglomeraten [Pas+15], wodurch im Wesentlichen zwei negative Effekte auf die Sortierqualität entstehen. Zum einen müssen Agglomerate durch die Datenauswertung aufgelöst werden, um eine Bewertung der einzelnen, sich berührenden Partikel vornehmen zu können. Derartige Algorithmen beruhen jedoch häufig auf Annahmen über die Partikelformen und erzeugen zusätzliche Rechenlast, welche für die Einhaltung der geforderten Echtzeitgrenzen berücksichtigt wer-

den muss (siehe Abschnitt 2.2.3). Zum anderen führen Agglomerate, selbst wenn die Partikel im Zuge der Datenauswertung einzeln und korrekt bewertet wurden, zu Sortierfehlern während der Separation. Bei allen in Abschnitt 2.2.4 vorgestellten Separationsmethoden können durch die Ausschleusung eines Partikels weitere, in der Nähe befindliche Partikel, fälschlicherweise mitausgeschleust werden. Dieser Effekt wird in der [Fit+15] auf Basis einer numerischen Simulation betrachtet. Eine statistische Kenngröße zur Beschreibung der Vereinzelung ist beispielsweise der kleinste Objektabstand. Eine Untersuchung zur Wahrscheinlichkeit sich berührender bzw. überlappender Partikel u. a. in Abhängigkeit der Partikelform findet sich in [Wen+21].

2.4 Methoden zur Bewertung der Effizienz sensorgestützter Schüttgutsortiersysteme

Für die Bewertung der Effizienz sensorgestützter Sortiersysteme müssen im Wesentlichen zwei Faktoren berücksichtigt werden: die Sortierqualität und der Massenstrom bzw. Materialdurchsatz. Offensichtlich sollen beide Kenngrößen für eine bestmögliche Effizienz maximiert werden. Es handelt sich hierbei jedoch um konkurrierende Ziele, da die Sortierqualität typischerweise unter steigender Belegungsdichte, welche wiederum mit dem Massenstrom bzw. Durchsatz korreliert, leidet [Küp+20b], vergleiche Abschnitt 2.3.

Die Sortierqualität ist im Wesentlichen von zwei potentiell auftretenden Fehlern abhängig, die zu einer Fehlsortierung führen können [Fit+15; Küp+20b]:

1. **Fehler in der Materialtrennung.** Im Falle eines solchen Fehlers wird eine korrekte Sortierentscheidung berechnet, das Partikel aber nicht physikalisch aus dem Materialstrom entfernt, z. B. aufgrund einer ungenauen Ansteuerung des Aktors. Im Gegenzug kann dies auch dazu führen, dass ein Partikel, welches nicht hätte zurückgewiesen werden sollen, fälschlicherweise getroffen wird.
2. **Fehler bei der Materialerkennung.** In diesem Fall kommt die Datenauswertung zu einem falschen Ergebnis hinsichtlich der Charakterisierung eines Partikels, was z. B. zu der Sortierentscheidung der Zurückweisung führen kann, obwohl das Partikel akzeptiert werden sollte.

		Sortierergebnis		
		abgelehnt	akzeptiert	gesamt
tatsächliche Zugehörigkeit	Rest	True Positive	False Negative	P'
	Produkt	False Positive	True Negative	N'
gesamt		P	N	

Abbildung 2.8: Visualisierung einer Wahrheitsmatrix zur Beschreibung der Sortierqualität. Die vier Elemente stellen die Häufigkeiten der entsprechenden Fälle dar.

Eine Visualisierung der Fehlertypen als Entscheidungsbaum ist in [Pas+10] zu finden. Dem finalen Sortierergebnis ist nicht anzusehen, welcher der beiden Fehler zu einer Falschsortierung geführt hat. Es kann lediglich das Gesamtergebnis bewertet werden. Im Falle von binären Sortieraufgaben eignet sich hierzu als Ausgangspunkt eine Wahrheitsmatrix, wie in Abbildung 2.8 dargestellt [Oom+10; Gül+17; Gül20]. Für die Begriffe True Positive, False Positive, False Negative und True Negative werden im Folgenden die Abkürzungen TP , FP , FN und TN verwendet. Viele der etablierten Kenngrößen zur Beschreibung der Sortierqualität basieren auf einer solchen Wahrheitsmatrix.

Drei der etablierten Kenngrößen für die Sortierqualität sind die *Wiedergewinnung* (engl. *Recovery*), die *Ausbeute* (engl. *Yield*) und die *Reinheit* (engl. *Purity*) [Fei+16]. Die Kenngrößen werden häufig in Form von Massenverhältnissen dargestellt, lassen sich aber ebenfalls auf Basis von Partikelanzahlen ausdrücken.

Recovery beschreibt den Anteil des ursprünglichen Materialstrom, welcher durch die Sortierung akzeptiert wurde und ist entsprechend der Notation aus Abbildung 2.8 definiert als

$$\text{Recovery} := \frac{N}{P' + N'} \cdot 100 \% . \quad (2.1)$$

Diese Kenngröße gibt keine Auskunft über die Korrektheit des Sortierergebnisses, sondern lediglich über die Anteile der resultierenden Fraktionen.

Yield ist definiert als

$$\text{Yield} := \frac{TN}{N'} \cdot 100 \% \quad (2.2)$$

und beschreibt das Verhältnis der Menge des akzeptierten Produkts zu der Produktmenge im Eingangsstrom.

Purity beschreibt den tatsächlichen Anteil des zu gewinnendem Materials in der entsprechenden Sortierfraktion und ist definiert als

$$\text{Purity} := \frac{TN}{N} \cdot 100 \% . \quad (2.3)$$

In [Pas+10; Pas+15] wird die Sortiereffizienz (engl. *Sorting Efficiency*) als Differenz zwischen der Reinheit des akzeptierten Materials und dem Produktverlust beschrieben. Die ursprüngliche Definition lautet

$$\text{Separation efficiency (SE) } \% := R_d - R_c \quad (2.4)$$

wobei R_d das Verhältnis der abzulehnenden Partikel, die sich nach dem Sortiervorgang im Ausschussbehälter befinden, in Prozent und R_c das Verhältnis der zu akzeptierenden Objekte, die sich nach dem Sortiervorgang ebenfalls im Ausschussbehälter befinden, beschreiben. Unter Verwendung der Notation der Wahrheitsmatrix lässt sich dies als

$$\text{Separation efficiency (SE) } \% := \frac{TP}{P'} - \frac{FP}{N'} \cdot 100 \% \quad (2.5)$$

ausdrücken. Ein wesentlicher Unterschied dieser Definition im Vergleich zu den vorherigen ist, dass der Produktverlust explizit in die Betrachtung miteinbezogen wird.

Tabelle 2.2: Beispiele zur Verdeutlichung der Unterschiede zwischen den Kenngrößen Recovery, Yield, Purity und SE.

Beispiel	<i>TP</i>	<i>FP</i>	<i>TN</i>	<i>FN</i>	Recovery	Yield	Purity	SE
1	1000	100	5000	50	82,1 %	98,0 %	99,0 %	93,3 %
2	1000	600	4500	50	74,0 %	88,2 %	98,9 %	83,5 %
3	800	100	5000	250	85,4 %	98,0 %	95,2 %	74,2 %

Der Unterschied der vier vorgestellten Kenngrößen wird anhand der Beispiele in Tabelle 2.2 verdeutlicht. In Beispiel 1 wird angenommen, dass 1000 Rest-Partikel erfolgreich abgelehnt wurden und 50 Rest-Partikel im akzeptierten Material verblieben sind. Außerdem wurden 5000 Produkt-Partikel akzeptiert und 100 Produkt-Partikel fälschlicherweise abgelehnt. In Beispiel 2 wird nun angenommen, dass ein größerer Anteil der Produkt-Partikel fälschlicherweise abgelehnt wurde, die anderen Werte stimmen mit Beispiel 1 überein. Es ist ersichtlich, dass diese Veränderung negative Auswirkungen auf Recovery, Yield und SE haben, jedoch fast keine Änderung von Purity verursachen. Anders sieht es bei einem Vergleich von Beispiel 3 mit Beispiel 1 aus. In Beispiel 3 wird angenommen, dass weniger Rest-Partikel erfolgreich abgelehnt wurden und somit auch mehr Rest-Partikel im angenommenen Material verbleiben. Dies führt zu keiner Änderung bei Yield und wirkt sich gar positiv auf Recovery aus. Purity und SE sinken jedoch im Vergleich zu Beispiel 1 deutlich.

In [Oom+10] werden aufbauend auf dem Prinzip der Operationscharakteristik sogenannte *Sorting Optimization Curves* (SOC) für die Bewertung und Optimierung von Systemkonfigurationen vorgeschlagen. Qualität und Ausbeute werden mit Hilfe klassischer Kenngrößen aus der Wahrheitsmatrix berechnet. Die einfließenden Kosten werden jedoch mit für die Sortierung entscheidenden Parametern, wie z. B. die Beschaffenheit des Eingabematerialstroms oder auch dem *Yield*, spezifiziert. Für verschiedene Systemkonfigurationen lassen sich somit Operationscharakteristiken erstellen und entsprechend dem gewünschten Sortierergebnis anpassen. Ein vergleichbarer Ansatz wird ebenfalls in [Gül+17] vorgestellt.

Eine experimentelle Untersuchung mit dem Ziel des Vergleichs verschiedener Kenngrößen wird in [Gül20] vorgestellt. Es bleibt jedoch zu beachten, dass der

Zweck der Untersuchung für die Wahl der passenden Kenngröße berücksichtigt werden muss und somit keine pauschal aussagekräftigste Größe existiert.

2.5 Bildfolgenauswertung und deren Einsatz für Sichtprüfaufgaben

In Abschnitt 2.1 wurden die vielfältigen Aufgabenstellungen, für welche die sensorgestützte Schüttgutsortierung eingesetzt wird, aufgezeigt und in Abschnitt 2.2.2 die entsprechenden eingesetzten Sensoren vorgestellt. Ziel dieser Arbeit ist, den Stand der Forschung und Technik, welcher den Einsatz zeilenscannender Sensoren vorsieht, um den Einsatz von Flächensensoren zu erweitern. Hierdurch wird die erfasste Information um die Komponente der Zeit erweitert. In diesem Abschnitt wird hierfür der Begriff der Bildfolge in Abschnitt 2.5.1 definiert und von der statischen Bildauswertung abgegrenzt. In Abschnitt 2.5.2 werden Anwendungsbeispiele der Bildfolgenauswertung für verschiedene Sichtprüfaufgaben vorgestellt.

2.5.1 Definition einer Bildfolge

Eine Bildfolge beschreibt eine Sequenz mehrerer Bilder in einer zeitlichen Abfolge. Ein flächiges Bild entspricht dabei einem 2D-Feld und lässt sich mathematisch als Funktion

$$\mathbf{g} : \Omega_{\mathbf{g}} \rightarrow \mathbb{R}^Q, \quad \Omega_{\mathbf{g}} \subseteq \mathbb{R}^2 \quad (2.6)$$

ausdrücken [Bey+12, Kap. 1]. Q beschreibt die Anzahl der Bildkanäle, daher gilt für Grauwertbilder $Q = 1$ und für Farbbilder $Q = 3$. Jedem Ort \mathbf{x} wird dabei der Bildwert \mathbf{g} zugeordnet:

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} g_1(\mathbf{x}) \\ g_2(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ g_Q(\mathbf{x}) \end{pmatrix} \quad \text{mit} \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}. \quad (2.7)$$

Ein Bild liefert daher Information über die örtliche Struktur der Szene.

Die Bildfolge wird als 3D-Feld modelliert und \mathbf{x} um eine Dimension erweitert, welche die Zeit beschreibt:

$$\mathbf{g} : \Omega_{\mathbf{g}} \rightarrow \mathbb{R}^Q, \quad \Omega_{\mathbf{g}} \subseteq \mathbb{R}^3, \quad (2.8)$$

$$\mathbf{g}_t(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} g_{t,1}(\mathbf{x}) \\ g_{t,2}(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ g_{t,Q}(\mathbf{x}) \end{pmatrix} \quad \text{mit} \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ t \end{pmatrix}. \quad (2.9)$$

Die Messzeitpunkte t können dabei äquidistant, regelmäßig oder unregelmäßig sein. Eine Bildfolge liefert Information sowohl über die örtliche als auch die zeitliche Struktur der Szene. In Abgrenzung zur statischen Bildanalyse werden durch die Bildfolgenauswertung dynamische Ereignisse in der Szene sichtbar [Jäh93, Kap. 1].

2.5.2 Einsatz für Sichtprüfungen

Die Bildfolgenauswertung ist in unzähligen Bereichen der Bildverarbeitung von hoher Bedeutung. Hierzu gehören Anwendungen aus dem Überwachungsbereich, z. B. die Detektion und Verfolgung von Personen [Sni+05] oder Fahrzeugen [Unz+12] durch Bewegung, die Blickwinkel- oder Bewegungsbestimmung, die 3D-Rekonstruktion, die Aktionserkennung sowie die Objektverfolgung. Hinsichtlich letzterem hat die Verfolgung mehrerer Objekte insbesondere im Bereich des maschinellen Sehens in den letzten Jahrzehnten hohe Aufmerksamkeit erfahren [Yil+06]. Die Aufgabenstellungen erstrecken sich über das Zählen von Einheiten, welche die Szene betreten und verlassen können, z. B. Fische in Unterwasservideos [Spa+08] bis hin zur Vorhersage von Ereignissen, z. B. Kollisionen an Verkehrskreuzungen [Ate+05].

Neben der Detektion und Vorhersage von Ereignissen kann die Objektverfolgung auch zur Qualitätsbewertung eingesetzt werden. Im Kontext der industriellen Sichtprüfung lautet eine beispielhafte Aufgabe, Zerstäubungsprozesse während eines Laserschweißvorgangs zu verfolgen und hinsichtlich der Auswirkungen auf den Schweißprozess zu bewerten [Jag+08]. In manchen Fällen

kann die beobachtete Bewegung direkten Aufschluss über die beobachteten Entitäten geben. Hierzu gibt es beispielsweise viele Arbeiten auf dem Gebiet der computergestützten Spermienanalyse, sowohl hinsichtlich der Qualität tierischer [Kim+01] als auch menschlicher Spermien [Sør+08]. Die Daten aus der Nachverfolgung werden hier verwendet, um die Beweglichkeit der einzelnen Spermien zu messen, da diese ein wichtiges Merkmal für die Qualitätsbeurteilung ist [Liu+13]. In der Umweltinformatik können Bewegungsmerkmale verwendet werden, um bestimmte Vogelarten zu unterscheiden [Ata+18]. In [Bou+13] werden zwei Materialeigenschaften von Stoffen, nämlich Steifigkeit und Flächengewicht, auf der Grundlage von Bewegungen, die durch unbekannte Windkräfte induziert werden, geschätzt. Die Autoren schlagen ein Verfahren vor, welches die Extraktion der Bewegungsgrößen aus Videodaten, die Ableitung statistischer Merkmale und die Implementierung eines Regressionsmodells zur Schätzung der Materialeigenschaften umfasst. Die generelle Regression von physikalischen Eigenschaften von Objekten aus Videodaten wird in [Wu+15; Wu+16] untersucht. Motiviert durch Erkenntnisse darüber, wie Menschen lernen, die Bewegung von Objekten in der realen Welt vorherzusagen, schlagen die Autoren ein Modell vor, das die Vorhersage physikalischer Eigenschaften ermöglicht, die dann in eine Physiksimulation eingespeist werden, um die Fortsetzung einer dynamischen Szene zu simulieren.

Der Einsatz von Bildfolgenauswertung für die sensorgestützte Schüttgutsortierung wurde erstmalig in [Pfa+15] mit dem Ziel einer Partikelverfolgung vorgeschlagen. In [Per+20] wird zudem eine Flächenkamera für eine prototypische Granulatsortierung eingesetzt. Die Bilder werden jedoch separat und ohne zeitlichen Kontext ausgewertet. Ein Sortiersystem im Labormaßstab mit Flächenkamera und Partikelverfolgung wird ebenfalls in [Heo+18] vorgestellt. Die dort vorgestellten Experimente berücksichtigen allerdings ein Sortiersystem mit Rillen-Transport, wodurch die Verfolgung der Partikel ein triviales Problem darstellt.

2.6 Zusammenfassung und Einordnung

Innerhalb der identifizierten Hauptanwendungsfelder Bergbau, Abfallaufbereitung und Agrarprodukt- und Lebensmittelverarbeitung existieren unterschiedlichste Aufgabenstellungen, welche von der Sortierung stark heterogener Ma-

terialströme bis hin zu Reinigungsaufgaben in Produktionsprozessen reichen. Um Verfahrensfortschritte in der sensorgestützten Schüttgutsortierung zu ermöglichen muss der vollständige Sortierprozess verstanden und holistisch betrachtet werden. Dies betrifft sowohl die Systemkomponenten Materialzuführung und -transport, Sensorik, Datenauswertung und Materialtrennung als auch die Berücksichtigung der gegebenenfalls vorgegebenen Prozessparameter.

Als gängigste Transportmechanismen wurden Förderbänder, Rutschen sowie der Transport im freien Fall vorgestellt sowie deren Vor- und Nachteile diskutiert. Die vielfältigen Einsatzmöglichkeiten der Sortiertechnik beruhen zu einem Großteil auf der Vielzahl industriell verfügbarer und für die sensorgestützte Schüttgutsortierung relevanter Sensoren. Hier ist für die jüngere Vergangenheit explizit die Rolle von HSI im NIR hervorzuheben. Das Potential jeglicher Sensorik kann allerdings erst mittels adäquater Datenauswertung ausgeschöpft werden.

Es ist festzustellen, dass insbesondere Verfahren des maschinellen Lernens sich in den vergangenen Jahren, genau wie in vielen anderen Bereichen, eine immer zentralere Bedeutung aneignen. Eine besondere Herausforderung liegt in der Entwicklung echtzeitfähiger Systeme, welche die zulässige Latenz, typischerweise im Bereich weniger Millisekunden, nicht überschreiten. Die Schwierigkeit dieser Aufgabe steigt mit der Forderung von Anlagenbetreibern nach immer höheren Massenströmen zur Steigerung der Wirtschaftlichkeit der Sortieranlagen. Hinsichtlich eingesetzter Aktorik zur physikalischen Abtrennung einzelner Partikel lässt sich feststellen, dass die pneumatische Trennung mittels Schnellschaltventilen als Standardverfahren anzusehen ist.

Für eine bestmögliche Abwägung der konkurrierenden Optimierungsgrößen Materialdurchsatz und Sortierqualität müssen zudem die Prozessparameter Korngrößenverteilung, Materialdurchsatz, -zusammensetzung und -vereinzelung bekannt sein und, soweit möglich, gesteuert werden. Diese Parameter sind ebenfalls immer im Verbund zu betrachten, da beispielsweise die Korngrößenverteilung direkten Einfluss auf den Materialdurchsatz hat und selbiger die bestmögliche Materialvereinzelung limitiert. Zudem sind diese Parameter für eine Sortieraufgabe nur selten statisch, sondern unterliegen Schwankungen während des Sortierprozesses, so dass eine gewisse Bandbreite bei der Systemauslegung angenommen werden muss.

Hinsichtlich der Bewertung der Sortierqualität haben sich verschiedene Kenngrößen etabliert. Als Berechnungsgrundlage dient eine Wahrheitsmatrix wie in Abbildung 2.8 dargestellt. Somit muss je nach Ziel einer Untersuchung abgewägt werden, welche Kenngröße den maximalen Informationsgehalt für die Beantwortung einer Fragestellung bietet.

Bei ganzheitlicher Betrachtung des Stands der Anwendung, Forschung und Technik lässt sich feststellen, dass das in dieser Arbeit vorgestellte Verfahren eine neue Gattung sensorgestützter Schüttgutsortierer darstellt. Durch den Einsatz einer Flächenkamera sowie der bildfolgenerweiterten Datenauswertung werden, analog zur Einführung neuer Sensortechnologien, sowohl quantitative als auch qualitative Verfahrensschritte erzielt. Zum einen wird aufgezeigt, dass die Sortierqualität in bestehenden Einsatzbereichen erheblich verbessert werden kann. Zum anderen können bisher ungelöste Sortieraufgaben adressiert werden. Dies betrifft die Sortierung äußerst unkooperativer Schüttgüter, für welche mittels der etablierten Transportmechanismen keine ausreichende Materialberuhigung erzielt werden kann, als auch die Sortierung nach mechanischen Eigenschaften, welche sich in dem Bewegungsverhalten einzelner Partikel widerspiegeln. Die Eignung der Verfahren wird zudem auf einem realen Sortiersystem mittels experimenteller Untersuchungen festgestellt.

3 Vorstellung des Referenzsortiersystems mit Farbzeilenkamera

In diesem Kapitel wird ein Sortiersystem des Fraunhofer IOSB entsprechend dem Stand der Forschung und Technik ohne Bildfolgenauswertung vorgestellt. Dieses Sortiersystem dient in der vorliegenden Arbeit als Referenzsystem und kommt u. a. bei den in Kapitel 6 vorgestellten experimentellen Untersuchungen als Vergleichsreferenz zum Einsatz. Zudem stellt es den Ausgangspunkt für das in dieser Arbeit entwickelte bildfolgenerweiterte Sortiersystem dar.

Der physikalische Aufbau des Referenzsystems wird in Abschnitt 3.1 vorgestellt. In Abschnitt 3.2 werden bestehende Module der Sortiersoftware, auf welche für das in dieser Arbeit vorgestellte bildfolgenerweiterte Sortiersystem zurückgegriffen wird, erläutert.

3.1 Physikalischer Aufbau des Referenzsortiersystems

Bei dem auf [Dol15] basierenden Referenzsortiersystem handelt sich um ein Sortiersystem im Labormaßstab, welches kleiner dimensioniert ist als im industriellen Einsatz üblich. Die einzelnen, vorwiegend industrietauglichen Komponenten werden im Folgenden erläutert.

Die Basis des Sortiersystems stellt eine Rückwand dar, welche als Lochrasterwand im Sinne einer optischen Bank realisiert ist. Bei dem verwendeten System beträgt die Abmessung der Rückwand 1420 mm × 1020 mm. Die Löcher in der Rückwand haben sowohl horizontal als auch vertikal einen äquidistanten Abstand von 25 mm und dienen dem Zweck, verschiedene Komponenten an das System via Adapterplatten anzubringen.

Die Materialzuführung ist über einen Linearschwingförderer realisiert, welcher bei konstanter Frequenz von 50 Hz vibriert. Die Amplitude der Schwingung ist mittels eines Potentiometers steuerbar und ausschlaggebend für den Massenstrom, der dem Sortiersystem zugeführt wird.

Für den Materialtransport kann das System alternativ mit einer Rutsche oder einem Förderband betrieben werden. Die Rutsche hat eine Länge von 310 mm und eine Breite von 150 mm. Sie ist aus kaltgewalztem Stahl gefertigt und hat eine glatte, ebene Oberfläche. Das Förderband hat eine Länge von 600 mm und eine Breite von 160 mm. Die Bandgeschwindigkeit ist mittels eines Frequenzumrichters steuerbar. Bei Verwendung des Förderbands wird das Material mittels einer kurzen S-förmigen Rutsche vom Linearschwingförderer aus auf das Band aufgegeben und hierdurch vorbeschleunigt.

Das System ist mit einer Farbzeilenkamera des Typs *e2v AViiVa SC2* ausgestattet. Die Zeilenbreite beträgt für dieses Modell 1365 Pixel, die maximale Zeilenfrequenz ist 14,8 kHz. Als Objektiv wird das Modell *Zeiss Classic lense Planar T 1.4/50 ZF.2* eingesetzt. Als Beleuchtung dienen zwei weiße LED-Zeilenbeleuchtungseinheiten, welche auf die Inspektionlinie, d. h. die Sichtlinie der Zeilenkamera, fokussiert werden. Diese befindet sich sowohl beim Aufbau als Rutschen- als auch Bandsortierer dicht hinter der Abwurfkante des Transportmediums. Die Beleuchtung wird als Auflicht betrieben und entsprechend wird durch die Kamera eine Reflexionsmessung realisiert.

Die Materialtrennung erfolgt mittels einer Reihe an pneumatischen Schnell-schaltventilen des Typs *MHJ9-MF* der Firma *Festo*. Die Ventilleiste des Typs *MHJ9-PN16* des gleichen Herstellers ist mit 16 Ventilen bestückt. Sie deckt eine Breite von 16 cm ab. Die pneumatische örtliche Auflösung beträgt daher 10 mm. Für die Kommunikation zwischen Rechnersystem und den Schnell-schaltventilen kommt das serielle Bussystem Controller Area Network (CAN) zum Einsatz. Die Symbolrate beträgt 1000 bd. Der Überdruck kann mittels eines Druckminderers geregelt werden. Zwischen Druckminderer und Ventilleiste befindet sich zudem ein Druckausgleichsbehälter mit einem Fassungsvermögen von $0,005 \text{ m}^3$, wodurch kurzzeitige Druckabfälle, z. B. hervorgerufen durch temporäre, starke Aktivität der Ventile, kompensiert werden können.

Hinter der Ventilleiste befindet sich ein Auffangkorb aus Plexiglas, welcher mittig durch ein Blech in zwei Kammern getrennt ist. Auszuschleusende Partikel werden hierbei durch den Luftstoß von unten über dieses Blech gehoben.

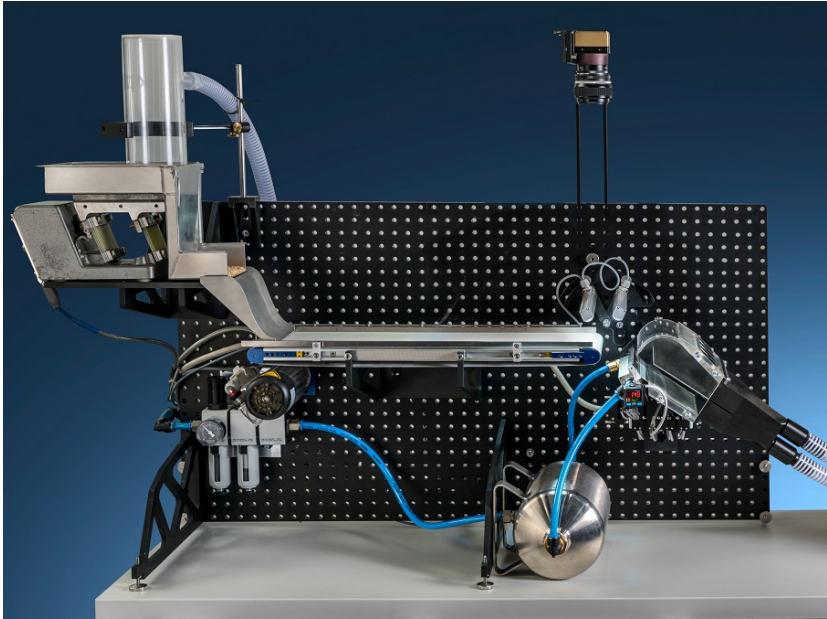


Abbildung 3.1: Foto des Referenzsortiersystems als Bandsortierer. Zu sehen sind die Systemkomponenten (v. l. n. r.) Linearschwingförderer mit Aufgaberutsche, Förderband, Beleuchtung und Farb-Zeilenkamera sowie Ventilleiste. Im unteren linken Teil des Bildes ist zudem ein Druckminderer und in der Mitte ein Druckausgleichsbehälter zu sehen. Quelle: Fraunhofer IOSB

Alle anderen Partikel fliegen unter dem Blech hindurch. Die so entstehenden zwei Fraktionen gelangen dann jeweils in einen separaten, mittels 3D Druck gefertigten, Trichter, durch welchen der Auslass des Systems realisiert ist. Der resultierende Aufbau als Bandsortierer ist in Abbildung 3.1 und als Rutschensortierer in Abbildung 3.2 abgebildet.

Die Kamera wird mittels der im industriellen Umfeld weit verbreiteten Camera-Link-Schnittstelle an eine Bilderfassungskarte (engl. *Frame Grabber*) des Typs *microEnable 4 series* des Herstellers *Silicon Software* an einen Computer, auf welchem die Sortiersoftware ausgeführt wird, angeschlossen. Der PC verfügt über eine *Intel i7-5960X* CPU, 16 GB RAM sowie eine *NVIDIA GeForce GT 740* Grafikkarte. Zudem ist ein CAN-Controller für die Verbindung mit

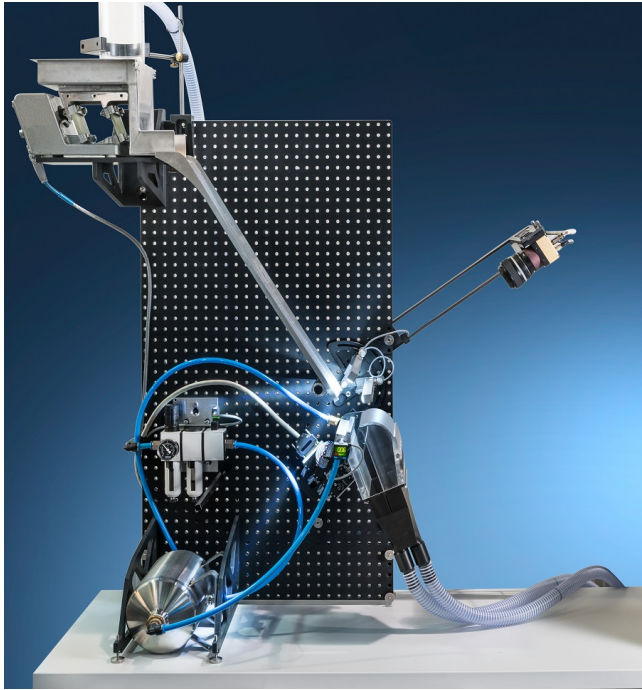


Abbildung 3.2: Foto des Referenzsortiersystems als Rutschensortierer. Im Vergleich zu Abbildung 3.1 ist das System hier mit eine Rutsche anstelle eines Förderbands ausgestattet. Quelle: Fraunhofer IOSB

dem CAN-Buskoppler der Separationseinheit eingebaut. Als Betriebssystem kommt *Microsoft Windows 7 64-bit* zum Einsatz.

Für die Validierung der in Kapitel 4 vorgestellten neuen Sortierverfahren müssen Änderungen am physikalischen Aufbau des Sortiersystems vorgenommen werden. Aufgrund seiner Modularität eignet sich der physikalische Aufbau des Referenzsystems als Ausgangsbasis für die in Abschnitt 5.1 beschriebenen Erweiterungen.

3.2 Sortiersoftwaremodule des Referenzsortiersystems

Das Referenzsortiersystem verfügt über eine Sortiersoftware, welche eine Sortierung nach Form- und Farbmerkmalen ermöglicht. Im Folgenden werden jene Softwaremodule vorgestellt, welche auch für das bildfolgenerweiterte System eingesetzt werden.

3.2.1 Bildaufnahme, Bildvorverarbeitung und Pixelklassifikation

Die Referenzsortiersoftware enthält ein Modul für die Bildaufnahme, Bildvorverarbeitung und Pixelklassifikation. Es ermöglicht die Parametrisierung der in Abschnitt 3.1 genannten Bilderfassungskarte und der Farbzeilenkamera, z. B. die Belichtungszeit und Zeilenfrequenz. Über die Bilderfassungskarte wird ein physikalisches Taktsignal erzeugt, welches als Trigger für die Kamera und die zeitliche Ansteuerung der Schnellschaltventile dient. Durch dieses Signal wird eine zeitliche Synchronisierung zwischen Sensorik und Aktorik realisiert.

Das Softwaremodul sieht diverse Verarbeitungsschritte für die Bildvorverarbeitung vor. Als erste Operation findet üblicherweise eine Beleuchtungskorrektur auf Basis einer Weißreferenz statt. Die Ursache für mögliche Inhomogenitäten liegt in einer örtlich veränderlichen Beleuchtung der Szene, so dass ein Bild $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ durch ein multiplikatives Signalmodell

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \mathbf{b}(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{s}(\mathbf{x}) \quad (3.1)$$

beschrieben werden kann, wobei $\mathbf{s}(\mathbf{x})$ das Nutzsignal und $\mathbf{b}(\mathbf{x})$ die Inhomogenität bezeichnet [Bey+12, Kap. 9]. Durch die Aufnahme einer Weißreferenz entsteht ein zu $\mathbf{b}(\mathbf{x})$ proportionales Referenzbild, so dass entsprechend Gleichung (3.1) eine örtliche Homogenisierung mittels Division durch $\mathbf{b}(\mathbf{x})$ erzielt werden kann.

Darauf aufbauend erfolgt die Bildsegmentierung durch eine pixelweise Klassifikation. Im betrachteten Fall einer Farbbildaufnahme ist jeder Bildpunkt durch die ganzzahligen Intensitäten seiner drei Farbkomponenten beschrieben. Die pixelweise Farbklassifikation weist jedem Bildpunkt auf Basis seiner drei

Farbkomponenten einen einzelnen ganzzahligen Wert, welcher die Farbklasse repräsentiert, zu. Es erfolgt also eine Dimensionsreduktion durch die Abbildung des drei- auf ein einkanaliges Bild, welches im Folgenden als Attributbild bezeichnet wird. Dem Hintergrund ist dabei die Farbklasse 0 vorbehalten.

Durch binäre Einteilung der Farbklassen in Hintergrund und Nicht-Hintergrund wird das Attributbild auf ein Maskenbild abgebildet. Auf diesem Maskenbild wird die Anwendung morphologische Grundoperation unterstützt. Formal lassen sich diese Operationen wie folgt ausdrücken. Definiert wird \mathcal{G} als Punktmenge des Binärbilds $h(\mathbf{x})$, welche sich aus allen Bildpunkten mit dem Wert 1 zusammensetzt:

$$\mathcal{G} = \{x \mid h(\mathbf{x}) = 1\} . \quad (3.2)$$

Dies bedeutet, dass \mathcal{G} die Menge aller Bildpunkte darstellt, welche mittels pixelweiser Farbklassifikation nicht dem Hintergrund zugeordnet werden. Bei der Anwendung einer morphologischen Operation spielen nun die Nachbarschaftsbeziehungen zwischen den Pixeln eine entscheidende Rolle. Die Definition dieser Nachbarschaftsbeziehung erfolgt mittels einer Strukturmatrix bzw. eines strukturierenden Elements \mathcal{S} , welches i. d. R. heuristisch aufgabenspezifisch definiert wird [Bey+12, Kap. 12]. Das strukturierende Element beinhaltet dabei die gesetzten Elemente der Strukturmatrix. Für die Elementarraute

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

ist beispielsweise das strukturierende Element \mathcal{S}_{ER} durch

$$\mathcal{S}_{\text{ER}} = \{(0,0)^T, (1,0)^T, (0,1)^T, (-1,0)^T, (0,-1)^T\} \quad (3.4)$$

gegeben, wobei der Nullpunkt als Mitte der Matrix zu sehen ist.

In dieser Arbeit wird die morphologische Operation *Erosion* eingesetzt. Bildlich gesprochen werden hierdurch Pixel am Rand von Vordergrundstrukturen, also belegten Bereichen der Maske, zusätzlich dem Hintergrund zuordnet. Hierdurch können bei Anwendung der Maske auf dem Farbbild Farbartefakte, welche typischerweise an den Rändern von Objekten entstehen, unterdrückt

werden. Die Erosion ist als die Menge der Verschiebungen w von S definiert, für welche die verschobenen Mengen $(S)_w$ komplett in \mathcal{G} enthalten sind:

$$\mathcal{G} \ominus S := \{w \mid (S)_w \subseteq \mathcal{G}\}. \quad (3.5)$$

Die Verschiebung ist hierbei durch

$$(S)_w := \{s \mid s = x + w, x \in S\} \quad (3.6)$$

definiert. Die Erosion verkleinert daher die Punktmenge \mathcal{G} in Abhängigkeit des strukturierenden Elements S , wobei Bereiche im Inneren von Objekten, welche größer als die Strukturmatrix sind, unverändert bleiben und lediglich die Ränder des Objekts verkleinert werden [Bey+12, Kap. 12].

Die Ausgabe dieses Softwaremoduls ist das maskierte Attributbild sowie optional das homogenisierte Farbbild. Die Bilddaten werden über ein Shared Memory für die weitere Bildauswertung zur Verfügung gestellt.

3.2.2 Berechnung der Ausblasfenster und Steuerung der Schnellschaltventile

Die Referenzsortiersoftware enthält ebenfalls ein Modul für die Berechnung der Ausblasfenster und Steuerung der Schnellschaltventile. Die Eingabe für dieses Modul stellen die achsenparallelen umschließenden Rechtecke der Partikel, welche ausgeschleust werden sollen, im Kamerakoordinatensystem dar. Das Softwaremodul bildet die Kamerakoordinaten auf die Ventile in dem Düsenbalken ab. Für die örtliche Komponente eines Ausblasfensters geschieht dies durch eine parametrisierte Abbildung der Kamerakoordinaten auf die Düsenkoordinaten. Da die optische Auflösung i. d. R. deutlich höher als die pneumatische ist, werden hierfür Pixelintervalle den einzelnen Düsen zugeordnet. Für die zeitliche Komponente wird eine Verzögerungszeit, welche den erwarteten zeitlichen Versatz zwischen Detektion und Separation darstellt, parametrisiert (vergleiche Gleichung (1.2)). Mittels der bekannten Zeilenfrequenz wird die Verzögerungszeit in Zeilennummern umgerechnet und auf die Koordinaten des achsenparallelen umschließenden Rechtecks aufsummiert.

Die Elektronik zur Ansteuerung der Ventile ist mit diesem Systemtakt synchronisiert, sodass eine zeitliche Synchronisation zwischen Sichtung und Se-

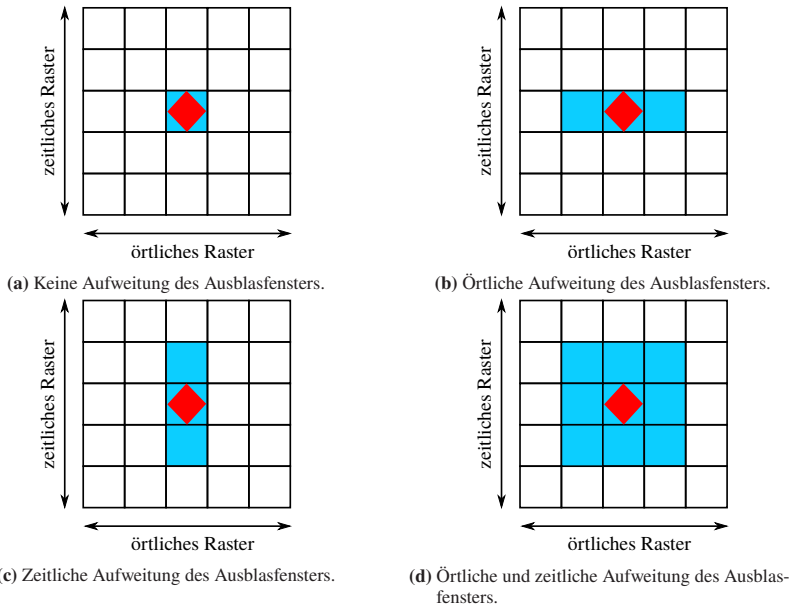


Abbildung 3.3: Schematische Darstellung der parametrierbaren Aufweitung der Ausblasfenster. Die rote Raute stellt ein auszuschleusendes Objekt dar. Durch das Ausblasfenster aktivierte Zellen des Rasters sind in blau dargestellt.

paration besteht. Die berechneten Aktivierungsdaten werden über den im PC eingebauten CAN-Controller an den CAN-Buskoppler übertragen.

Zudem besteht die Möglichkeit, die Ausblasfenster aufzuweiten (vergleiche Abbildung 3.3). Bildlich entspricht dies einer künstlichen Vergrößerung des achsenparallelen umschließenden Rechtecks und hat zur Folge, das vermeintlich mehr Düsen über einen längeren Zeitraum aktiviert werden. Durch die Wahl größerer Ausblasfenster kann die Wahrscheinlichkeit der erfolgreichen Ablenkung eines Partikels gesteigert werden. Im Gegenzug steigt allerdings ebenfalls das Risiko, benachbarte Partikel fälschlicherweise mit auszuschleusen. Ebenfalls steigt der Druckluftbedarf.

4 Bildfolgenerweiterte optische Schüttgutsortierung

In diesem Kapitel wird die Entwicklung der Bildfolgenauswertung für den Einsatz in einem experimentellen Sortiersystem vorgestellt. Hierzu werden in Abschnitt 4.1 die notwendigen Erweiterungen an den Softwaremodulen des Referenzsystems sowie die neu entwickelte Bildauswertung beschrieben. Das umgesetzte Multiobject-Tracking-System wird detailliert in Abschnitt 4.2 vorgestellt. Einen Schwerpunkt der Entwicklungen stellt die in Abschnitt 4.3 vorgestellte Erprobung des Systems hinsichtlich Ergebnisqualität und Laufzeit dar. In diesem Zuge werden Beiträge zur echtzeitfähigen Lösung des Zuordnungsproblems, einem Teilproblem des Trackings, präsentiert und evaluiert.

4.1 Bilddatenverarbeitungskette mit Flächenkamera

Im Folgenden werden die Erweiterungen der Softwaremodule, welche in Abschnitt 3.2 beschrieben wurden, sowie die im Rahmen der Arbeit entwickelte Bildauswertung für die bildfolgenerweiterte Schüttgutsortierung vorgestellt.

4.1.1 Bildaufnahme, Bildvorverarbeitung und Pixelklassifikation

Das bestehende Softwaremodul für Bildaufnahme, Bildvorverarbeitung und Pixelklassifikation wird für den Einsatz von Farbflächenkameras erweitert. Zur Gewinnung von Farbinformation werden bei Flächenkameras üblicherweise CMOS-Sensoren mit Bayer-Farbfiltermosaik eingesetzt [Sze10, Kap. 2]. Der Sensor ist hierbei von einem Farbfilterarray überzogen, wodurch die



Abbildung 4.1: Beispielhafte Anordnung des Farbfilmarrays bei einem Sensor mit Bayer-Muster.

Hälfte des Sensors mit Grünfiltern und der Rest gleichermaßen mit Rot- und Blaufiltern versehen ist. Hierdurch entsteht ein Muster wie in Abbildung 4.1 schematisch dargestellt. Das rohe Kamerabild enthält also zunächst pro Pixel nur Information für eine Farbe. Durch Interpolation werden bei der sogenannten Demosaikierung die jeweils fehlenden Farbwerte für alle Pixel berechnet.

Für den Einsatz einer Farbflächenkamera wird die Bildvorverarbeitung um die Demosaikierung ergänzt. Hierfür wird eine Funktion des Herstellers der Bilderfassungskarte genutzt [Bas21]. Konkret kommt eine lineare Interpolation mit einer Filtergröße von 3×3 Pixeln zum Einsatz. Für die weitere Verarbeitung werden die in Abschnitt 3.2.1 beschriebenen Funktionen genutzt.

4.1.2 Bildauswertung

Im Rahmen dieser Arbeit wird eine neue Bildauswertesoftware für die sensor-gestützte Schüttgutsortierung entwickelt. Sie eignet sich sowohl für den Einsatz mit Zeilen- als auch Flächenkameras und ist in zwei Submodule gegliedert: die Objektextraktion und Objektklassifikation. Die Implementierung erfolgt in der Programmiersprache C++ unter Verwendung der Sprachfeatures C++11. Der Softwareablauf ist schematisch in Abbildung 4.2 dargestellt und wird im Folgenden für die zwei Submodule detailliert erläutert.

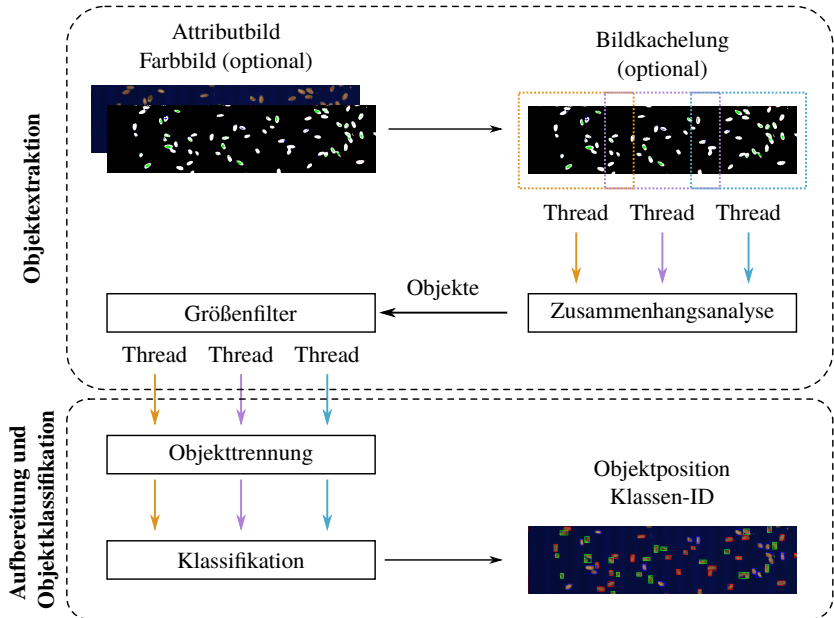


Abbildung 4.2: Schematische Darstellung der Funktionen der umgesetzten Bildauswertung.

Objektextraktion

Das erste Submodul hat die Aufgabe, in dem bereits segmentierten Attributbild, welches im Zuge der Pixelklassifikation der Vorverarbeitung entstanden ist, einzelne Partikel zu detektieren. Hierzu wird das Attributbild aus dem Shared Memory ausgelesen und als Binärbild interpretiert. Auf diesem Binärbild wird dann eine Zusammenhangsanalyse durchgeführt. Bei der Zusammenhangsanalyse wird jeder zusammenhängenden Region von Vordergrundpixeln ein eindeutiger Bezeichner zugewiesen, welcher in diesem Fall ein Partikel eindeutig kennzeichnet. Algorithmisch wird das Problem bereits seit den Anfängen der digitalen Bildverarbeitung betrachtet und eine Vielzahl an Algorithmen zu dessen Lösung ist bekannt [He+17]. Als Definition von *zusammenhängend* wird üblicherweise entweder eine Vierer- oder Achter-Nachbarschaft angenommen (siehe Abbildung 4.3). Bestehende Algorithmen unterscheiden sich in erster Linie in ihrer Laufzeit, ihrem Speicherbedarf, sowie der Möglichkei-

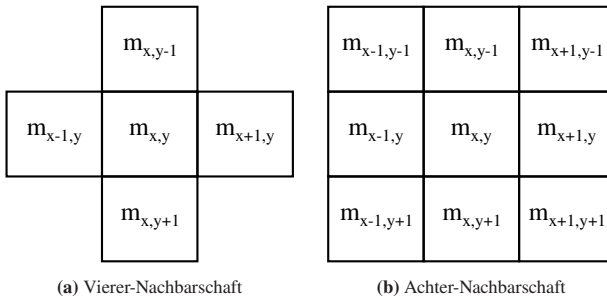


Abbildung 4.3: Gängige Nachbarschaftsbeziehungen für die Zusammenhangsanalyse.

ten zur schritthaltenden Berechnung von Merkmalen der zusammenhängenden Regionen. Bei der Umsetzung wird der implementierte Algorithmus im Sinne des Strategie-Entwurfsmusters [Gam+94, Kap. 5] hinter einer definierten Schnittstelle verborgen, so dass dieser bei Bedarf ausgewechselt werden kann.

Aufgrund des festen Echtzeitkriteriums spielt bei der Algorithmusauswahl insbesondere eine niedrige Laufzeit eine große Rolle. Um ebenfalls mit dem Einsatz einer Zeilenkamera kompatibel zu sein muss zudem beachtet werden, dass die zu verarbeitende Maske ggf. nicht vollständig zur Verfügung steht, sondern über die Zeit zusammengesetzt werden muss. Daher eignen sich insbesondere Algorithmen, welche die Bilddaten zeilenweise verarbeiten.

Die letztendliche Umsetzung basiert auf dem in [He+10] vorgestellten Algorithmus und ist als Pseudo Code in Algorithmus 1 dargestellt. Beim Einsatz einer Flächenkamera wird die Funktion für alle in einem Bild enthaltenen Zeilen nacheinander aufgerufen. Nach der Verarbeitung des Flächenbildes werden zudem alle Objekte als abgeschlossen angesehen und von der Funktion zurückgegeben. Zudem wird beim Einsatz mit Flächenkamera die Bedingung eingeführt, dass ein Objekt sich vollständig im Bild befinden muss. Diese Bedingung dient der Robustheit der Bestimmung des Flächenschwerpunkts, was für das im weiteren Verlauf vorgestellte Tracking System essentiell ist. Zur Realisierung dieser Bedingung wird geprüft, ob ein Objekt in der ersten oder letzten Bildzeile präsent ist. Ist dies der Fall, wird das Objekt nicht für die weitere Verarbeitung berücksichtigt.

Algorithmus 1 Zeilenscanner Algorithmus zur Zusammenhangsanalyse in Anlehnung an [He+10].

```

function SCANLINE( $a, y$ )      ▶  $a$ : Attributbild-Zeile,  $y$ : Zeilennummer
   $c_{\text{finished}} \leftarrow \emptyset$ 
   $c_{\text{active}} \leftarrow \text{GetActiveComponents}()$ 
   $x \leftarrow 0$ 
  while  $x < \text{line\_width}$  do
    if  $a[x] \neq 0$  then
       $x_{\text{start}} \leftarrow x$ 
       $o \leftarrow \text{InitEmptyComponent}()$       ▶ Entnahme aus Speicherpool
       $x \leftarrow x + 1$ 
      while  $a[i] \neq 0$  and  $x < \text{line\_width}$  do
         $x \leftarrow x + 1$ 
       $x_{\text{end}} \leftarrow x - 1$ 
       $s \leftarrow \text{InitSegment}(x_{\text{start}}, x_{\text{end}})$       ▶ Entnahme aus Speicherpool
       $o.\text{addSegment}(s)$ 
      for  $c \in c_{\text{active}}$  do
         $r \leftarrow c.\text{getSegments}(y - 1)$ 
        if  $\text{Overlap}(r, s)$  then
           $\text{Merge}(o, c)$       ▶ Rückgabe in Speicherpool
    else
       $x \leftarrow x + 1$ 
  for  $c \in c_{\text{active}}$  do
    if  $c.\text{getSegments}(y) = \emptyset$  or  $c.\text{getBBBoxHeight}() \geq \theta_h$  then
       $c_{\text{finished}}.\text{add}(c)$ 
       $c_{\text{active}}.\text{remove}(c)$ 
  return  $c_{\text{finished}}$ 

```

Die Besonderheit des Algorithmus besteht darin, dass das Bild zeilenweise abgetastet und zusammenhängende Zeilenabschnitte für die weitere Verarbeitung zusammengefasst werden, wie es z. B. bei sogenannten *Run-Length*-Kodierungen üblich ist. Dadurch müssen alle Pixel nur einmalig betrachtet werden, wodurch die Anzahl laufzeitintensiver Speicherzugriffe gering gehalten wird. Dies stellt hinsichtlich der Laufzeit einen erheblichen Vorteil gegenüber weit verbreiteten *Two-Pass*-Algorithmen dar, in welchen jedes Pixel zweimalig betrachtet werden muss. Die so entstandenen Zeilenabschnitte müssen nun lediglich mit den Zeilenabschnitten der vorangegangenen Bildzeile auf Zusammenhang entsprechend der gewählten Nachbarschaft geprüft werden. Hierfür ist nur ein Vergleich der jeweiligen Start- und Endkoordinaten nötig.

Eine umgesetzte Erweiterung des Algorithmus, welche für den Einsatz von Zeilenkameras relevant und in Algorithmus 1 gelb hervorgehoben ist, besteht darin, dass Objekte in der zulässigen Höhe ihres achsenparallelen umschließenden Rechtecks und somit in der Anzahl an Bildzeilen mittels eines Schwellenwerts θ_h beschränkt werden. Hierdurch wird sichergestellt, dass weitere Berechnungsschritte, z. B. die Klassifikation, durchgeführt werden, bevor das Partikel bereits (teilweise) die Separationsstufe passiert hat. Zudem wird die Erzeugung infinit langer, fälschlicher Objekte, z. B. hervorgerufen durch Verschmutzung oder Verkanten eines Partikels, unterdrückt.

Eine zusätzliche Erweiterung des Algorithmus ist die optionale Bildkachelung wie in Abbildung 4.2 schematisch dargestellt. Hierzu besteht die Möglichkeit, die Kamerazeile virtuell in mehrere Abschnitte aufzuteilen, auf welchen dann mittels Multithreading die Zusammenhangsanalyse parallel ausgeführt wird. Um das Zerschneiden von Objekten durch diese Kachelung zu vermeiden wird ein Überlapp zwischen den einzelnen Abschnitten definiert. Dieser Parameter sollte aufgabenspezifisch anhand der erwarteten Objektgrößen gewählt werden. Auf Basis der Position in diesem Überlappbereich kann ein Objekt dann eindeutig einer der Kacheln zugeordnet werden. Hierbei erhält jene Kachel den Zuschlag, in welcher der Flächenschwerpunkt des Objekts liegt.

Eine Herausforderung bei der Umsetzung besteht darin, dass die benötigte Anzahl an Datenstrukturen zur Abbildung der Zeilensegmente sowie Objekte vom Bildinhalt abhängig und im Voraus nicht bekannt ist. Da dynamische Speicherallokierungen sich negativ auf die Laufzeit auswirken und zu einer Fragmentierung des Speichers führen, sollen diese vermieden werden. Um dies zu gewährleisten, werden sogenannte Speicherpools für die Zusammenhangs-

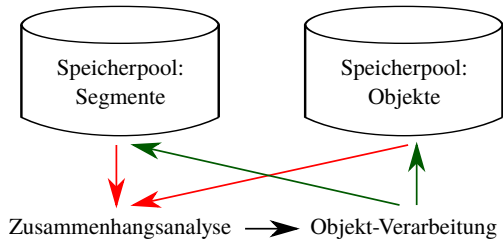


Abbildung 4.4: Schematische Darstellung der Speicherverwaltung mittels Speicherpools. Objektinstanzen werden während der Zusammenhangsanalyse angefordert und nach Abschluss der Verarbeitung wieder zurück in den Pool gegeben.

analyse umgesetzt. Ein Speicherpool beinhaltet Objekte, welche die Zeilenabschnitte beschreiben, z. B. in Form der Bildkoordinaten und Attributbilddaten. Ein weiterer Speicherpool beinhaltet Objekte, welche die zusammenhängenden Strukturen, also Partikel, beschreiben. Letzteres beinhaltet u. a. eine Liste mit den zugehörigen Zeilenabschnitten. Die Speicherpools werden während der Instanziierung mit einer konfigurierbaren Anzahl an Objekten initialisiert. Während des Sortierbetriebs greift die Zusammenhangsanalyse auf die Objekte aus den Pools zu. Am Ende der Verarbeitung werden die Objekte dann in den Pool zurückgegeben (siehe Abbildung 4.4).

Bevor die extrahierten zusammenhängenden Partikel den weiteren Verarbeitungsschritten zugeführt werden, wird zusätzlich noch ein Größenfilter, angelehnt an die Funktionsweise eines Siebs, angewandt. Hierfür können Intervalle hinsichtlich der Fläche sowie der längeren Kante des achsenparallelen umschließenden Rechtecks definiert werden. Nur Partikel, für welche die Werte innerhalb dieses Bereichs liegen, werden weiter verarbeitet. Alle anderen werden verworfen und die Datenstrukturen den Speicherpools wieder zur Verfügung gestellt. Durch diese Funktion können künstliche Kleinstpartikel, wie sie z. B. durch das Auftreten von Staub entstehen können, früh verworfen und so die Rechenauslastung gering gehalten werden.

Aufbereitung und Objektklassifikation

Die weitere Verarbeitung der extrahierten Partikelregionen gliedert sich im Wesentlichen in zwei Schritte: die Objekttrennung und die Objektklassifika-

tion. Diese werden pro Objekt in einem separaten Thread ausgeführt (siehe Abbildung 4.2). Die Implementierungen werden, genau wie die Zusammenhangsanalyse, hinter einer definierten Schnittstelle verborgen, sodass sie einfach austauschbar sind.

Die Objekttrennung hat das Ziel, Objekttagglomerate, welche z. B. aufgrund einer hohen Belegungsdichte bzw. einer ungenügenden Vereinzelung zu Stande kommen können, aufzulösen (vergleiche Abschnitt 2.3). Aufgrund der in der Zusammenhangsanalyse angewandten Nachbarschaft werden solche Agglomerate als Einzelpartikel detektiert (siehe Abbildung 4.5). Algorithmen zur Auflösung der Agglomerate arbeiten i. d. R. mit Annahmen über die Objektform. Für die im weiteren Verlauf der Arbeit betrachteten Sortieraufgaben werden konvexe Partikelformen angenommen.

Der für die Objekttrennung umgesetzte Algorithmus ist an [Kum+06] angelehnt. Zunächst wird die konvexe Hülle für die zusammenhängende Region berechnet. Für ein Objekt mit einer Konturlänge von n Pixeln ist dies in $O(n \log n)$ möglich [Ber+13, Kap. 1]. Die Abschnitte, an welchen die konvexe Hülle nicht mit der Kontur übereinstimmt, werden dann nach lokalen Konkavitäten abgesucht. Die so identifizierten Punkte dienen als Kandidaten für die Anwendung einer Trennlinie und sind beispielhaft in Abbildung 4.5b als rote Pixel gekennzeichnet. Im nächsten Schritt wird für jeden Kandidatenpunkt eine Gerade, welche senkrecht zu dem Abschnitt der konvexen Hülle ist und durch den Punkt verläuft, ermittelt. Über die Winkel der so entstehenden Geraden zueinander werden die Punkte zu Paaren zugeordnet. Durch die so ermittelten korrespondierenden Punkte wird die finale Schnittgerade gelegt. Ein beispielhaftes Ergebnis ist in Abbildung 4.5c dargestellt.

Die Objektklassifikation hat das Ziel, jedem Einzelpartikel eine eindeutige Klasse zuzuweisen. Während beliebig viele solcher Klassen zulässig sind, werden sie für die Sortierung in zwei Gruppen eingeteilt, wobei eine Gruppe dem Produkt und eine dem Rest und somit den Sortierentscheidungen akzeptiert oder abgelehnt entspricht. Als Basis für die Klassifikation wird eine Menge an Merkmalen berechnet, welche sich sowohl auf die Formeigenschaften, z. B. Größe, Länge, Breite, Kompaktheit, als auch Farbeigenschaften, z. B. Farbflächenanteile gemäß des Attributbilds, beziehen. In einem regelbasierten Klassifikator kann nun für jede Klasse konfiguriert werden, in welchem Intervall die entsprechenden Merkmalsausprägungen liegen müssen, damit das Objekt der Klasse zugewiesen wird. Um Rechenzeit zu sparen werden die

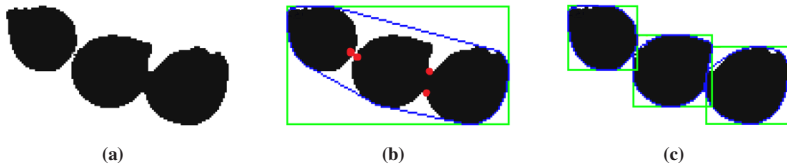


Abbildung 4.5: Visualisierung einzelner Arbeitsschritte zur Auflösung von Objektagglomeraten. In (a) ist ein Ausschnitt eines Maskenbilds zu sehen. Durch die Zusammenhangsanalyse entsteht fälschlicherweise ein einziges Objekt, wie in (b) dargestellt. Die konvexe Hülle ist in (b) zudem blau und das entsprechende achsenparallele umschließende Rechteck in grün dargestellt. Die Kandidaten für die Anwendung einer Trennlinie sind rot hervorgehoben. Das Ergebnis nach erfolgter Objektrennung ist in (c) zu sehen.

Merkmale hierfür erst auf Anfrage, d. h., sobald sie vom Klassifikator genutzt werden, berechnet.

4.1.3 Berechnung der Ausblasfenster und Steuerung der Schnellschaltventile

Für die Berechnung der Ausblasfenster und Steuerung der Schnellschaltventile wird das in Abschnitt 3.2.2 beschriebene bestehende Softwaremodul eingesetzt. Die parametrisierte Latenz entfällt jedoch, da die zeitliche Voraussage Bestandteil des prädiktiven Multiobject-Tracking-Systems ist. Dies wird im Detail in Kapitel 6 beschrieben. Die genannten Möglichkeiten zur Aufweitung der Ausblasfenster bleiben erhalten.

Eine Herausforderung stellt die zeitliche Synchronisation zwischen Sensorik und Aktorik dar. Im Referenzsystem wird hierfür der Takt genutzt, mit welchem die Sensorik getriggert wird und der Zeilenfrequenz entspricht. Würde nun bei Einsatz einer Flächenkamera die Bild- anstelle der Zeilenfrequenz genutzt werden, ergäbe sich eine deutlich gröbere zeitliche Auflösung, da die Zeilenfrequenz i. d. R. deutlicher höher im Vergleich zu einer möglichen Bildfrequenz liegt. Als Lösung wird die Bildfrequenz mittels des Takts überabgetastet, wobei ein konfigurierbares Vielfaches des so resultierenden, höherfrequenten Takts als Bildtrigger verwendet wird, siehe Abbildung 4.6.

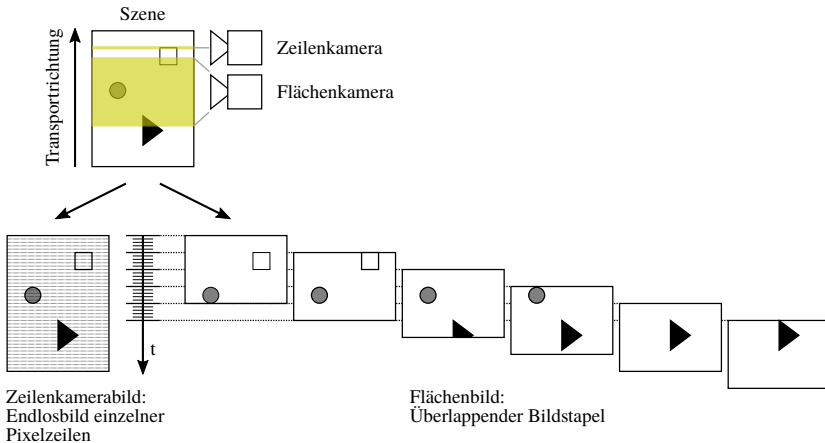


Abbildung 4.6: Schematische Illustration der Unterschiede in der Bildinterpretation sowie der Zeitsynchronisation bei Verwendung einer Zeilen- und einer Flächenkamera. Die längeren Striche auf der Zeitachse entsprechen den Bildtrigger-Zeitpunkten und die kürzeren Striche dem überabgetasteten Signal.

4.2 Multiobject-Tracking für die sensorgestützte Schüttgutsortierung

Das Problem des Multiobject-Tracking (MOT), also der Verfolgung mehrerer Objekte über die Zeit, findet bereits seit vielen Jahren wissenschaftliche Beachtung. Dies gilt insbesondere für den Forschungsbereich des computerbasierten Sehens (engl. *Computer Vision*). Die Ursprünge liegen in Überwachungssystemen, in welchen ein oder mehrere Sensoren eingesetzt werden um die Umgebung zu interpretieren. Hierfür kommen typischerweise Radar, IR und Sonar zum Einsatz [Bla+99, Kap. 1]. In Referenz auf dessen Herkunft wird die Aufgabenstellung daher auch häufig gleichbedeutend als *Multitarget-Tracking* (MTT) bezeichnet. Selbst einfache Verfahren des MOT haben eine Komplexität, welche proportional zum Quadrat der Anzahl n an zu verfolgenden Objekten steigt und liegen somit in der Komplexitätsklasse $\mathcal{O}(n^2)$ [Uhl92].

Ziel des MOT-Systems für die sensorgestützte Schüttgutsortierung ist es, einzelne im Materialstrom enthaltene Partikel mehrfach über einen Zeitraum zu erfassen und zu verfolgen. Die so gewonnene Bewegungsinformation wird

dann im weiteren Verlauf genutzt, um das Bewegungsverhalten des Materials quantitativ bewerten zu können (vergleiche Kapitel 5), eine präzise, partikel-individuelle Ansteuerung der Separation zu berechnen (vergleiche Kapitel 6), sowie eine Materialcharakterisierung auf Basis des Bewegungsverhaltens vorzunehmen (vergleiche Kapitel 7).

In Anlehnung an [Pfa19, Kap. 3] werden folgende Begriffe definiert:

- Unter einem *Partikel* wird ein real existierendes Schüttgutpartikel im Materialstrom verstanden. Bei generellen Aussagen zum MOT wird synonym für die real existierende Entität auch der Begriff *Objekt* verwendet.
- Eine *Messung* bezeichnet ein durch die Bildauswertung detektiertes Partikel. Im fehlerfreien Fall entspricht eine *Messung* also genau einem *Partikel*. Aufgrund potentieller Fehler in der Bildauswertung sind die Begriffe jedoch nicht synonym. Wie im weiteren Verlauf erläutert, besteht eine *Messung* in dem vorgestellten System aus einer Position.
- Mit dem Begriff *Track* wird Information über ein vermeintliches Partikel bezeichnet. Hierzu gehört die aktuelle Zustandsschätzung, die verbundene Unsicherheit sowie eine Menge an bereits zugeordneten *Messungen*.

Zusätzlich wird der Begriff *Trajektorie* genutzt, um einen Bewegungspfad zu beschreiben. Mit der *Trajektorie* eines *Tracks* ist damit der zeitliche Verlauf aller zugeordneten *Messungen* gemeint, die *Trajektorie* eines *Partikels* beschreibt den Bewegungspfad eines real existierenden Schüttgutpartikels.

4.2.1 Aufbau des Multiobject-Tracking-Systems

Zu den Aufgaben eines MOT-Systems gehören, je nach Definition, die Detektion von Objekten, die Realisierung eines geeigneten Bewegungsmodells, sowie die korrekte Zuordnung einzelner *Messungen* in mehreren Zeitschritten zu dem selben *Track* [Luo+14]. Die Schwierigkeit des Problems besteht insbesondere darin, dass die Objektzugehörigkeit der *Messungen* nicht bekannt ist. Dies wird anhand von Abbildung 4.7 verdeutlicht. Die schwarzen Marker zeigen *Messungen* zu einem Zeitschritt t_0 , die zwei roten zu t_1 . Anhand der gestrichelten Linien sind mögliche Bewegungspfade der Objekte gekennzeichnet. Die neuen, roten *Messungen* müssen nun den bestehenden *Tracks*, hier

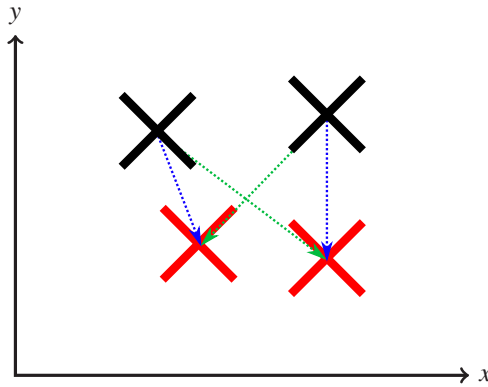


Abbildung 4.7: Beim Multiobject-Tracking mit harten Assoziationsentscheidungen müssen in jedem Zeitschritt die Messungen einem Objekt zugeordnet werden. Die Anzahl möglicher Lösungen der Zuordnung steigt dabei mit der Anzahl an Messungen bzw. Objekten.

repräsentiert durch die jeweils letzte Messung in schwarz, zugeordnet werden. Bei der Zuordnung von n Messungen zu n Objekten existieren dabei $n!$ mögliche Lösungen.

Das Zuordnungsproblem kann vereinfacht werden, indem für alle aktiven Tracks der Zustand auf Basis eines Bewegungsmodells für den folgenden Zeitschritt, d. h. in diesem Kontext das nächste Kamerabild, prädiziert wird. Es erfolgt dann die Zuordnung neuer Messungen zu diesen Schätzungen und somit zu den bestehenden Tracks anhand eines Abstands- bzw. Ähnlichkeitsmaßes. Nach der erfolgreichen Zuordnung zwischen den neuen Messungen und den bestehenden Tracks bzw. derer Prädiktionen werden die aktualisierten Tracks noch verwaltet, um beispielsweise neue und zu löschende Tracks zu behandeln.

Im Folgenden werden die genannten Module des MOT-Systems zunächst generell vorgestellt. Das konkrete, im Rahmen dieser Arbeit umgesetzte System, wird darauf folgend in Abschnitt 4.2.2 detailliert beschrieben.

Die Aufgabe der Detektion von Objekten und somit der Erzeugung von Messungen liegt bei dem eingesetzten Bildverarbeitungssystem. Erfasste Messungen können Bestandteil einer bereits in der Beobachtung begonnenen Trajek-

torie und somit im fehlerfreien Fall Tracks sein oder den Beginn eines neuen Tracks darstellen. Zudem können sie fehlerbehaftet sein. Um eine Zuordnung der erfassten Messungen zu den bestehenden Tracks zu ermöglichen oder auch alternativ zu entscheiden, ob es sich um einen neuen Track handelt, wird der Zustand aller bestehenden Tracks für den aktuellen Zeitschritt durch ein Dynamikmodell geschätzt.

In dieser Arbeit wird hierfür in Anlehnung an [Pfa19, Kap. 3] das Kalman Filter, ein lineares Bayes'sches Schätzverfahren, eingesetzt. Alternative Ansätze, welche ebenfalls tiefe neuronale Netze berücksichtigen, wurden in [Thu+21] untersucht. Das Kalman Filter verfolgt eine Schätzung $\hat{\mathbf{x}}$ und die dazugehörige Kovarianzmatrix \mathbf{C} . Mit jeder neuen Messung $\hat{\mathbf{z}}_t$ werden diese im Zuge eines Korrekturschritts aktualisiert. Eine aktualisierte Schätzung $\hat{\mathbf{x}}_t^e$ und Kovarianzmatrix \mathbf{C}_t^e werden anhand von

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_t^e &= \hat{\mathbf{x}}_t^p + \mathbf{K}_t (\hat{\mathbf{z}}_t - \mathbf{H}_t \hat{\mathbf{x}}_t^p), \\ \mathbf{C}_t^e &= \mathbf{C}_t^p - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t \mathbf{C}_t^p, \\ \mathbf{K}_t &= \mathbf{C}_t^p \mathbf{H}_t (\mathbf{C}_t^v + \mathbf{H}_t \mathbf{C}_t^p \mathbf{H}_t^T)^{-1}\end{aligned}\tag{4.1}$$

und somit auf Basis der aktuellen Schätzung $\hat{\mathbf{x}}_t^p$, der aktuellen Kovarianzmatrix \mathbf{C}_t^p , dem Messmodell in Form der Beobachtungsmatrix \mathbf{H}_t , sowie der Kovarianzmatrix des Messrauschens \mathbf{C}_t^v , durch welche Fehler in der Bildaufnahme und -verarbeitung modelliert werden, berechnet. Nach der Durchführung des beschriebenen Korrekturschritts wird für den nächsten Zeitschritt eine Prädiktion des Zustands $\hat{\mathbf{x}}_{t+1}^p$ und der Kovarianzmatrix \mathbf{C}_{t+1}^p anhand von

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_{t+1}^p &= \mathbf{F}_t \hat{\mathbf{x}}_t^e + \mathbf{G}_t \hat{\mathbf{u}}_t, \\ \mathbf{C}_{t+1}^p &= \mathbf{F}_t \mathbf{C}_t^e \mathbf{F}_t^T + \mathbf{C}_t^w\end{aligned}\tag{4.2}$$

berechnet. Durch die Kovarianzmatrix \mathbf{C}_t^w wird das Prozessrauschen modelliert. Die Systemmodellierung erfolgt durch die Übergangsmatrix \mathbf{F}_t und \mathbf{G}_t . Da für jeden aktiven Track in jedem Zeitschritt das Dynamikmodell aktualisiert und die neue Schätzung berechnet werden muss, liegt dieser Berechnungsschritt in der Komplexitätsklasse $O(N)$, wobei N die Anzahl der aktiven Tracks darstellt.

Aus Gleichung (4.1) wird deutlich, dass für die Durchführung des Korrekturschritts neue Messungen den Tracks zugeordnet werden müssen. Derartige

Verfahren werden auch als Trackingalgorithmen mit harten Assoziationsentscheidungen bezeichnet. Algorithmen, welche mit weichen oder gar ohne Assoziationsentscheidungen arbeiten, werden in diesem Kontext nicht behandelt. Nach Aktualisierung der Prädiktion, wie in Gleichung (4.2) dargestellt, wird daher in dem darauf folgenden Zeitschritt, d. h. dem nächsten Kamerabild, die Zuordnung der neuen Messungen zu den im vorherigen Zeitschritt berechneten Prädiktionen vorgenommen. Das Zuordnungsproblem ist dabei allgemein wie folgt formuliert: Es existiert eine Menge an *Arbeitern* und eine Menge an *Aufgaben* sowie Kosten $a_{i,j}$, welche die Zuweisung zwischen Arbeiter i und Aufgabe j bewertet. Jedem Arbeiter soll genau eine Aufgabe zugeordnet werden und jede Aufgabe wird von genau einem Arbeiter bearbeitet. Die Zuweisung zwischen Arbeitern und Aufgaben soll so erfolgen, dass die Gesamtkosten minimal sind. Das resultierende Optimierungsproblem ist durch

$$\min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M a_{i,j} x_{i,j} \quad (4.3)$$

unter den Nebenbedingungen

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^M x_{i,j} &= 1 \quad \forall i = 1, \dots, N, \\ \sum_{i=1}^N x_{i,j} &= 1 \quad \forall j = 1, \dots, M \end{aligned} \quad (4.4)$$

als lineares Programm beschrieben, wobei N die Anzahl an Arbeitern und M die Anzahl an Aufgaben darstellt. Alternativ wird das Problem häufig auch graphentheoretisch anhand eines bipartiten, gewichteten Graphen formuliert [Vas+09].

Um die eins-zu-eins Zuordnung aus Gleichung (4.4) gewährleisten zu können, muss $N = M$ gelten. Ist dies nicht der Fall, kann entweder die Menge an Arbeitern oder an Aufgaben künstlich so erweitert werden, dass Gleichheit besteht. Dieser Aspekt wird in Abschnitt 4.2.2 aufgegriffen. Die Variable $x_{i,j}$ hat den Wert 1, falls Arbeiter i die Aufgabe j zugeordnet wurde, andernfalls den Wert 0. Ein Beispiel für potentielle Kosten und die resultierenden Zuweisungen ist in Abbildung 4.8 zu sehen.

$$\begin{array}{c}
 \text{Arbeiter } i \\
 \left(\begin{array}{c}
 \text{Aufgabe } j \\
 \begin{array}{cccccc}
 7 & 3 & 2 & 8 & 2 & 9 \\
 8 & 4 & 0 & 9 & 5 & 3 \\
 9 & 4 & 2 & 8 & 3 & 0 \\
 4 & 5 & 8 & 5 & 2 & 0 \\
 5 & 1 & 7 & 3 & 4 & 3 \\
 2 & 9 & 0 & 0 & 5 & 0
 \end{array}
 \end{array} \right)
 \end{array}
 \qquad
 \begin{array}{c}
 \text{Arbeiter } i \\
 \left(\begin{array}{c}
 \text{Aufgabe } j \\
 \begin{array}{cccccc}
 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\
 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0
 \end{array}
 \end{array} \right)
 \end{array}$$

(a) Beispiel für die Kosten $a_{i,j}$ der Zuordnungen zwischen Arbeitern und Aufgaben.

(b) Resultierende optimale Zuordnungen $x_{i,j}$. Aufgrund der notwendigen eins-zu-eins Zuordnung darf jede Zeile und jede Spalte der Matrix nur ein gesetztes Element beinhalten.

Abbildung 4.8: Exemplarisches Beispiel von (a) Kosten $a_{i,j}$ der Zuordnungen zwischen Arbeitern und Aufgaben und (b) der optimalen Zuordnungen, jeweils als Matrix dargestellt.

Im Kontext des MOT-Systems entsprechen die Arbeiter den Tracks und die Aufgaben den aktuellen Messungen. Die Kosten werden dann z. B. mittels einer geeigneten Distanzfunktion berechnet, siehe Abschnitt 4.2.2. Alternativ zu der in Gleichung (4.3) aufgezeigten Darstellung lässt sich das Problem auch als Maximierungsproblem darstellen. In diesem Fall repräsentiert $a_{i,j}$ einen Nutzen und das Ziel ist die Maximierung des Gesamtnutzens.

Zur Lösung des Zuordnungsproblems existieren verschiedene Algorithmen, welche sich in der Qualität des Ergebnisses sowie der Komplexität bzw. benötigten Laufzeit unterscheiden. Für eine optimale Lösung beträgt die Komplexität $\mathcal{O}(N^3)$. Im Kontext der sensorgestützten Schüttgutsortierung müssen, da der Materialdurchsatz und somit die Anzahl an Schüttgutpartikeln, welche verfolgt werden müssen, entscheidend für die Wirtschaftlichkeit des Systems ist, je nach Systemauslegung Tausende von Partikeln gleichzeitig verfolgt werden. Hierdurch entsteht ein hoher Berechnungsaufwand für die Lösung des Zuordnungsproblems.

Eine potentielle Beschleunigung kann durch den optionalen Einsatz eines *Gating* erzielt werden [Uhl17]. Hierbei wird der Raum an Tracks und Messungen vor Lösung des Zuordnungsproblems heuristisch partitioniert, so dass unwahrscheinliche Zuordnungen im Vorfeld ausgeschlossen werden. Verschie-

dene Gating-Varianten werden in [Bla+99, Kap. 6] erläutert. Das Zuordnungsproblem wird dann in mehrere, kleinere Zuordnungsprobleme, welche ggf. parallel berechnet werden können, aufgeteilt. Durch diesen Schritt können jedoch auch Fehler in den Zuordnungen entstehen. Zudem entsteht ein Mehraufwand durch die notwendige Ermittlung der Partitionierung. Dies wirkt sich wiederum negativ auf die benötigte Laufzeit aus.

Neben den Teilaspekten des Bewegungsmodells und der Lösung des Zuordnungsproblems müssen die Datenstrukturen verwaltet werden. Neue Tracks für Partikel, welche erstmalig den Sichtbereich der Kamera betreten haben, müssen erstellt sowie Tracks von Partikeln, welche nicht mehr sichtbar sind, da sie den Sichtbereich der Kamera verlassen haben bzw. deren Daten bereits für die Ausschleusung an die Aktorik gesendet wurden, gelöscht werden.

4.2.2 Implementierung und Integration des Multiobject-Tracking-Systems in die Bildverarbeitungskette

Das MOT-System wird, wie in Abbildung 4.9 schematisch dargestellt, in die Bildverarbeitungskette integriert [Fin16]. Hierfür wird das System analog zur Bildauswertung unter Verwendung der Sprachfeatures C++11 in der Programmiersprache C++ implementiert. Die Bildakquise, -vorverarbeitung sowie weiterführende Bildverarbeitungsschritte erfolgen hierbei wie in Abschnitt 4.1 beschrieben.

Die Gewinnung neuer Messungen für das MOT erfolgt auf Basis der Zusammenhangsanalyse. Eine Messung wird hierbei durch den Flächenschwerpunkt einer ermittelten zusammenhängenden Region, im fehlerfreien Fall also eines Partikels, repräsentiert und in Form einer 2D-Kamerakoordinate ausgedrückt. Für eine aus n Pixel bestehende, durch die Zusammenhangsanalyse extrahierte Region mit den Kamerakoordinaten $\mathbf{p}_i, i = 1, \dots, n$ ergibt sich der Flächenschwerpunkt aus

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i \cdot \quad (4.5)$$

Das umgesetzte MOT ist also ein Punkt-Tracking System. Die resultierenden Messungen können fehlerhaft sein, d. h. nicht dem korrekten Flächenschwer-

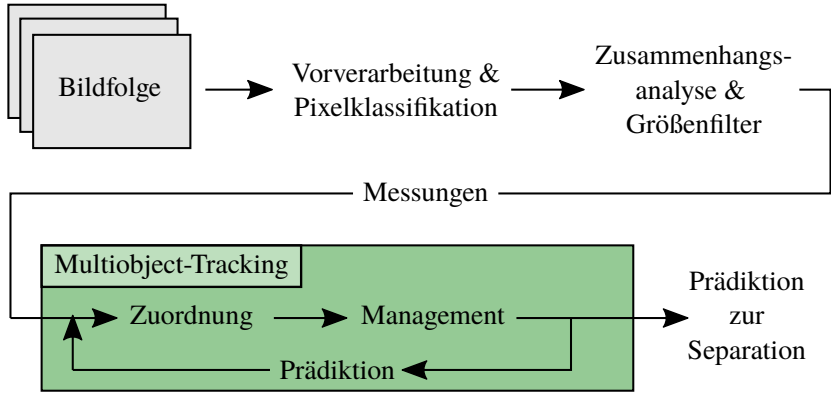


Abbildung 4.9: Schematische Darstellung der Bildfolgenauswertungskette mit MOT-System.

punkt von Partikeln entsprechen, da z. B. Objektagglomerate als Einzelpartikel erkannt werden und somit durch einen einzelnen Flächenschwerpunkt beschrieben sein können (vgl. Abschnitt 4.1.2).

Um eine größtmögliche Flexibilität hinsichtlich des Einsatzes von Klassifikationsverfahren zu erzielen, werden in der Datenstruktur der Tracks ebenfalls die Information über alle zugeordneten Messungen gespeichert.

Lösung des Zuordnungsproblem

Die gewonnenen Messungen eines Bildes sollen im nächsten Verarbeitungsschritt den bestehenden Tracks zugeordnet werden. Dies geschieht wie in Gleichung (4.3) dargestellt durch die Minimierung der Gesamtkosten oder alternativ die Maximierung des Nutzens der Zuweisungen. Die Kosten werden an dieser Stelle durch Distanzen $d(\hat{\mathbf{x}}^p, \hat{\mathbf{z}})$ zwischen den aktuellen Messungen und Prädiktionen der Tracks modelliert. Ein alternativer Ansatz, welcher weitere Merkmale für die Kostenfunktion berücksichtigt, ist in [Kro18; Kro+19] dargestellt. Die Distanzen werden üblicherweise in Form einer Distanz- oder auch Kostenmatrix, wie in Abbildung 4.10 dargestellt, als Datenstruktur repräsentiert. Auf Basis der Kostenmatrix bestimmt ein Algorithmus dann die Zuordnungen, so dass die Gesamtkosten minimal sind.

Das gewählte Distanzmaß muss für alle Kombinationen aus Messungen und den aktuellen Prädiktionen der Tracks berechnet werden, wodurch ein hoher Rechenaufwand entsteht. In MOT-Systemen wie dem hier beschriebenen wird üblicherweise die Mahalanobis Distanz verwendet [Uhl17; Pfa19]. In dieser Arbeit wird jedoch aus den folgenden beiden Gründen die Euklidische Distanz

$$d(\hat{\mathbf{x}}^p, \hat{\mathbf{z}}) := \sqrt{(\hat{\mathbf{x}}_x^p - \hat{\mathbf{z}}_x)^2 + (\hat{\mathbf{x}}_y^p - \hat{\mathbf{z}}_y)^2} \quad (4.6)$$

verwendet. Zum einen ist der Rechenaufwand zur Berechnung der Euklidische Distanz im Vergleich zur Mahalanobis Distanz geringer. Zum anderen erleichtert die Verwendung der Euklidische Distanz die Parametrisierung des Systems und die Interpretation von (Zwischen-)Ergebnissen des MOT. Nachteilig ist, dass durch Nichtbeachtung der Kovarianzen für die Distanzberechnungen x und y -Komponenten gleichwertig sind, auch wenn die Varianz in eine Bewegungskomponente stärker ausgeprägt ist.

Die im weiteren Verlauf vorgestellten und umgesetzten Algorithmen sehen zudem eine für eine Zuordnung maximal zulässige Distanz θ_d vor. Hierdurch werden unplausible Zuordnungen unterbunden. Löst der eingesetzte Algorithmus ein Minimierungsproblem, werden in der Kostenmatrix vorkommende Distanzen, welche diesen Wert überschreiten, auf das numerische Maximum des verwendeten Datentyps gesetzt. Wird hingegen ein Maximierungsproblem gelöst, ergeben sich die Nutzen aus

$$a_{i,j} := \theta_d - \min \{ \theta_d, d(\hat{\mathbf{x}}^p, \hat{\mathbf{z}}) \}, \quad (4.7)$$

werden also bei Überschreitung auf null gesetzt.

Im Kontext der sensorgestützten Schüttgutsortierung muss zudem beachtet werden, dass in jedem Zeitschritt neue Objekte den Sichtbereich der Kamera betreten sowie auch wieder verlassen können. Die Kosten- bzw. Nutzenmatrix muss daher eine Möglichkeit bieten, dass Messungen einem neuen Track zugewiesen werden können. Zudem muss es möglich sein, dass einem bestehenden Track keine Messung zugeordnet wird. Hierzu wird die Matrix um zusätzliche Zeilen und Spalten erweitert, wobei die zusätzlichen Zeilen eine Zuweisung von Messungen zu neuen Tracks und die zusätzlichen Spalten den Fall, dass keine Messung dem Track zugeordnet wurde, repräsentieren. Die neu entstandenen Einträge der Matrix können entweder mit einer Konstanten besetzt oder unter Berücksichtigung des Kontexts gewählt werden. Im weiteren Ver-

		Messungen	
	$d(\hat{\mathbf{x}}^{p,1}, \hat{\mathbf{z}}^1)$...	$d(\hat{\mathbf{x}}^{p,1}, \hat{\mathbf{z}}^m)$
Prädiktionen	\vdots	\ddots	\vdots
	$d(\hat{\mathbf{x}}^{p,n}, \hat{\mathbf{z}}^1)$...	$d(\hat{\mathbf{x}}^{p,n}, \hat{\mathbf{z}}^m)$

Abbildung 4.10: Schematische Darstellung der Datenbasis zur Lösung des Zuordnungsproblems, hier als Kostenmatrix für ein Minimierungsproblem.

lauf wird ersteres genutzt. Ein Ansatz, welcher anhand der aktuellen Position die Wahrscheinlichkeit eines Erscheinens bzw. Verlassens des Sichtbereichs berücksichtigt, ist in [Pfa+16b] beschrieben.

Für Trackingverfahren mit harten Assoziationsentscheidungen, wie in diesem Kontext umgesetzt, werden üblicherweise Local Nearest Neighbour (LNN) oder Global Nearest Neighbour (GNN) Algorithmen für die Lösung des Zuordnungsproblems eingesetzt [Bla+99, Kap. 6]. Bei der Lösung mittels LNN werden die Tracks (oder alternativ Messungen) der Reihe nach betrachtet und der Messung (oder alternativ dem Track) zugeordnet, für welche die Kosten, d. h. die Distanz, minimal ist. Diese Lösung fällt in die vergleichsweise niedrige Komplexitätsklasse $\mathcal{O}(N^2)$. Die Qualität des Ergebnisses ist jedoch häufig schlecht, da durch die Abhängigkeit der Reihenfolge, in welcher die Tracks (oder alternativ Messungen) betrachtet werden, lediglich eine lokal und nicht global optimale Zuordnung durchgeführt werden kann. Diese Problematik besteht bei der Lösung mittels GNN nicht, wodurch i. d. R. eine höhere Ergebnisqualität erzielt wird. Eine umfangreiche Übersicht über mögliche Löser ist in [Del+00] zu finden. Zu den bekanntesten Vertretern gehören die im Folgenden kurz erläuterten Algorithmen, welche zusätzlich zu einem LNN Algorithmus für das Trackingverfahren implementiert werden.

Die *Ungarische Methode* bietet in ihrer ursprünglichen Form eine optimale Lösung des Zuordnungsproblems in $\mathcal{O}(N^4)$. Der Algorithmus ist in [Kuh55]

detailliert beschrieben. Durch eine Weiterentwicklung konnte die theoretische Komplexität auf $O(N^3)$ reduziert werden [Mun57]. In dieser Variante wird das Verfahren auch als *Munkres Algorithmus* bezeichnet und entspricht der in dem Kontext dieser Arbeit implementierten Variante. Beide Algorithmen ermitteln die global optimale Lösung des Problems.

Ein weiterer populärer Löser ist der nach seinen Autoren benannte *Jonker-Volgenant Algorithmus*, welcher auch unter dem Kürzel LAPJV bekannt ist. Der Algorithmus inkl. Pascal Code ist in [Jon+87] detailliert beschrieben. Obwohl die theoretische Komplexität mit $O(N^3)$ in der gleichen Klasse wie die Ungarischen Methode in der Variante von Munkres Algorithmus liegt, wird häufig von kürzeren Laufzeiten berichtet. LAPJV garantiert ebenfalls die global optimale Lösung des Problems.

Der *Auktionsalgorithmus* [Ber88] stellt eine weitere Alternative zur Lösung des Zuordnungsproblems dar. Wie der Name bereits andeutet, werden die Zuordnungen durch die Simulation einer Auktion ermittelt. Obwohl der Algorithmus in seiner ursprünglichen Form zur Lösung eines Maximierungsproblems verwendet wird, kann er, z. B. durch Negierung der Kostenfunktion, einfach auf ein Minimierungsproblem angewandt werden. Der grundlegende Ablauf ist in Abbildung 4.11 dargestellt. Es konkurrieren N -Personen um M -Objekte, indem sie für die Objekte bieten. Der Algorithmus setzt voraus, dass $M \geq N$ zutrifft. Wann immer dies nicht der Fall ist, werden die jeweiligen Mengen vertauscht. Während der *Bieten*-Phase ermittelt jede Person das Objekt, welches für sie selbst den maximalen Nutzen

$$j_i \in \operatorname{argmax}_j \{a_{i,j} - p_j\} \quad (4.8)$$

bietet, wobei p_j den Preis von Objekt j und $a_{i,j}$ den Nutzen des Objekts j für Person i bezeichnet. In Abgrenzung zu der ursprünglichen Formulierung ist hier zu beachten, dass $a_{i,j}$ einen Nutzen anstelle von Kosten beschreibt,

wodurch das Minimierungs- zu einem Maximierungsproblem umformuliert wird. Wurde j_i ermittelt, berechnet sich das Gebot γ_i der Person anhand von

$$\begin{aligned}\gamma_i &:= v_i - w_i + \epsilon \quad \text{mit} \\ v_i &:= \max_j \{a_{i,j} - p_j\}, \\ w_i &:= \max_{j \neq j_i} \{a_{i,j} - p_j\}, \\ \epsilon &> 0,\end{aligned}\tag{4.9}$$

wobei v_i den höchsten und w_i den zweithöchsten existierenden Objektwert darstellen. Aus Gleichung (4.9) ergibt sich, dass $\gamma_i > 0$ gilt. Ohne ϵ gäbe es Fälle, in welchen $\gamma_i = 0$ möglich wäre, was zur Folge hätte, dass der Algorithmus nicht terminieren würde. Durch die Erhöhung von γ_i um ϵ werden Zuordnungen zwischen Personen und Objekten ermöglicht, für welche sich die eigentliche Differenz aus Nutzen und Kosten um ϵ unterscheidet. Die Menge an Personen, welche auf ein Objekt j geboten haben, wird in der Folge durch $P(j)$ bezeichnet. Während der *Zuordnungs*-Phase bestimmt nun jedes Objekt j anhand

$$i_j \in \operatorname{argmax}_{i \in P(j)} \gamma_i \tag{4.10}$$

die Person, welche das höchste Gebot abgegeben hat. Daraufhin wird der Preis der Objekts durch $p_j + \gamma_{i_j}$ aktualisiert. Die aktuelle Zuordnung zwischen Objekten und ihren Besitzern sowie der aktuelle Preis kann in einer $N \times N$ Matrix abgebildet werden. Der Algorithmus hat eine theoretische Komplexität von $O(N^2 \log CN)$, wobei C den maximalen Objektwert

$$C = \max_{i,j} |a_{i,j}| \tag{4.11}$$

beschreibt. Der Algorithmus garantiert nur dann eine optimale Lösung, wenn $\epsilon < 1/N$ und $a_{i,j} \in \mathbb{N}$ gelten [Ber88].

Verwaltung der Tracks

Im Anschluss an die Lösung des Zuordnungsproblems können verschiedene Fälle eintreten, welche durch die Trackverwaltung behandelt werden müssen. Tracks, welchen keine neue Messung zugeordnet wurde, werden als zu

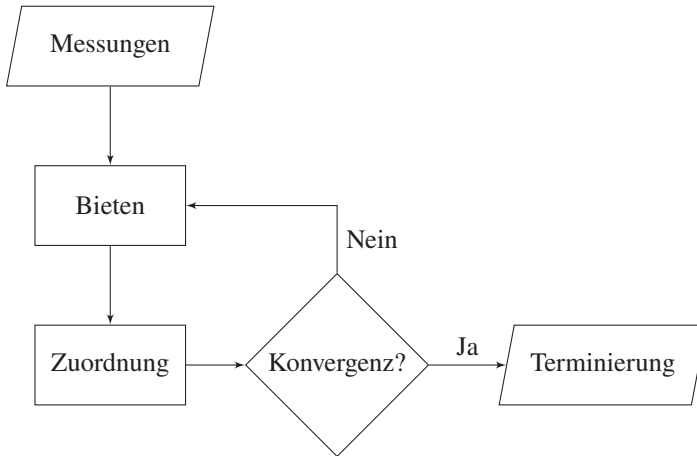


Abbildung 4.11: Schematischer Programmablauf des Auktionsalgorithmus.

löschende Tracks betrachtet. Im Kontext der sensorgestützten Schüttgutsortierung kann dies beispielsweise eintreten, wenn ein Objekt im Zuge des Transports den Sichtbereich der Kamera verlassen hat. Da diese Situation jedoch ebenfalls durch Fehler in der Bildauswertung zur Erzeugung der Messungen, z. B. durch nicht aufgelöste Objektglomerate, eintreten kann, werden solche Tracks im umgesetzten System nicht sofort gelöscht. Stattdessen wird ein Scoring-System eingesetzt, welches an das in [Bla+99, Kap. 6] beschriebene *Confirmation and Deletion* System angelehnt ist. Jeder neu erzeugte Track wird mit einem initialen Score versehen. Immer wenn eine Messung einem Track zugeordnet wird, wird der Score erhöht, bis er einen parametrisierten Maximalwert erreicht. Ebenso wird der Score für Zeitschritte verringert, in denen dem Track keine Messung zugeordnet wurde. Erst wenn der Wert unter null sinkt, wird der Track endgültig gelöscht. Sofern nicht anders angegeben, werden im weiteren Verlauf die in Tabelle 4.1 angegebenen Parameter für das Scoring-System angewendet.

Messungen, die keinem Track zugeordnet wurden, werden als neuer Track betrachtet. Dies können Objekte sein, die in diesem Zeitschritt in den Sichtbereich der Kamera eingetreten sind. Die entsprechenden Datenstrukturen werden dann im Zuge des Verwaltungsschritts initialisiert. Um dynamische Speicher-

Tabelle 4.1: Standardwerte für die Parametrisierung des umgesetzten Scoring-Systems. Durch die Wahl eines größeren Werts für die Erhöhung als für die Reduktion wird die Bestätigung der Existenz eines Tracks durch die Zuordnung einer neuen Messung stärker gewichtet als das Ausbleiben einer Messung in einem Zeitschritt bestraft wird.

Parameter	Standardwert
Minimal	0
Maximal	10
Initial	5
Erhöhung	2
Reduktion	1

allokationen zur Laufzeit zu vermeiden, wird äquivalent zu der Darstellung in Abschnitt 4.1.2 für die Track-Datenstrukturen eine Speicherverwaltung mittels Speicherpools implementiert. Zudem wird, spezifisch für die sensorgestützte Schüttgutsortierung, ermittelt, ob ein Track, welcher ein auszuschleusendes Objekt verfolgt, weit genug vorangeschritten ist, so dass die entsprechenden Ausblasfenster berechnet werden müssen. Hierauf wird in Kapitel 6 detaillierter eingegangen.

Realisierung des Dynamikmodells

Für die Prädiktion muss ein geeignetes Bewegungsmodell für den Filterschritt gewählt werden. In dem realisierten System wird hierfür ein *constant velocity* (CV) Model eingesetzt. Für eine detaillierte Vorstellung verschiedener Bewegungsmodelle und deren Güte für ein MOT-System in der sensorgestützten Schüttgutsortierung wird auf [Pfa+20; Pfa19] verwiesen.

Durch das CV-Model ist der Zustandsvektor \mathbf{x}_t durch

$$\mathbf{x}_t = \begin{pmatrix} x \\ y \\ \dot{x} \\ \dot{y} \end{pmatrix} \quad (4.12)$$

formuliert, wobei x und y die Kamerakoordinaten des Flächenschwerpunkts und \dot{x} und \dot{y} die ersten zeitlichen Ableitungen und damit die Geschwindigkeiten darstellen. Das Koordinatensystem wird dabei so angenommen, dass die y -Achse entlang der Materialförderrichtung und die x -Achse orthogonal hierzu ausgelegt sind. Das System wird zeitinvariant modelliert, wodurch die Systemmodellierungsmatrizen konstant bleiben¹. Da die Messungen $\hat{\mathbf{z}}$, welche direkt aus den Bilddaten gewonnen werden, lediglich durch die Position, nicht aber durch die Geschwindigkeit, beschrieben sind, ist die Beobachtungsmatrix \mathbf{H} aus Gleichung (4.1) durch

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (4.13)$$

gegeben. Die Übergangsmatrix \mathbf{F} aus Gleichung (4.2) wird in Form von

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.14)$$

modelliert, wobei T den Abstand zwischen zwei Zeitschritten beschreibt. Durch äquidistante zeitliche Abstände zwischen einzelnen Kamerabildern, aus welchen die Messungen gewonnen werden, ergibt sich die konstante Wahl von $T = 1$ in diesem Kontext.

Für jeden neu entstehenden Track wird eine initiale, vermutete Startgeschwindigkeit parametrisiert. Diese Geschwindigkeit muss aufgabenspezifisch empirisch, z. B. durch Kenntnis über die Geschwindigkeit des Förderbands im Falle eines Bandsortierers, bestimmt werden.

Hinsichtlich des Rechenaufwands des Bewegungsmodells lässt sich aus Abschnitt 4.2.1 feststellen, dass vorwiegend Vektor–Matrix bzw. Matrix–Matrix Additionen, Subtraktionen und Multiplikationen in niedriger Dimensionalität durchgeführt werden müssen. Moderne CPUs können derartige Berechnungen

¹ Hierdurch entfallen die Zeitindizes t für die entsprechenden Matrizen in Gleichungen (4.1) und (4.2).

mittels Vektorisierung, z. B. durch den *Advanced Vector Extensions (AVX)* Befehlssatz, effizient ausführen. Um die Laufzeit weiter zu reduzieren wird ausgenutzt, dass die Berechnungen zum Bewegungsmodell für jeden Track unabhängig erfolgen und somit vollständig zwischen allen bestehenden Tracks auf der CPU mittels eigener Threads parallelisiert werden können.

4.2.3 Resultierender Algorithmus

Der resultierende Algorithmus der Bildfolgenauswertung für die sensorgestützte Schüttgutsortierung lässt sich wie folgt zusammenfassen:

1. Bildaufnahme, -vorverarbeitung und Pixelklassifikation entsprechend Abschnitt 4.1.1.
2. Bildauswertung entsprechend Abschnitt 4.1.2:
 - Ermittlung zusammenhängender Regionen entsprechend Algorithmus 1, adaptiert für Flächenbildauswertung und Erweiterung um die Bedingung, dass Regionen vollständig im Bild enthalten sein müssen.
 - Anwendung von Größenfilter und ggf. Objekttrennungsalgorithmen.
 - Durchführung der Merkmalsberechnung und Klassifikation der zusammenhängenden Regionen.
 - Extraktion der Messungen für das MOT durch Berechnung der Flächenschwerpunkte.
3. Berechnung der Prädiktionen mittels des Bewegungsmodells entsprechend Gleichung (4.2).
4. Lösen des Zuordnungsproblems entsprechend Abschnitt 4.2.2:
 - Berechnung der Kosten- bzw. Nutzenmatrix, wie in Abbildung 4.10 dargestellt.

- Ermittlung der Zuordnung zwischen Messungen und Prädiktionen (und somit bestehenden Tracks) mittels eines der vorgestellten Algorithmen.
5. Durchführung der Trackverwaltung entsprechend Abschnitt 4.2.2:
 - Initialisierung neuer Tracks für nicht zugeordnete Messungen.
 - Update des Scoring-Systems.
 - Löschen von Tracks, für welche der Score auf null gesetzt wurde.
 6. Durchführung des Korrekturschritts entsprechend Gleichung (4.1).
 7. Klassifikation der Tracks unter Berücksichtigung aller zugeordneten Beobachtungen (siehe Kapitel 7).
 8. Ermittlung der Tracks, für welche eine Düsenansteuerung berechnet werden soll (siehe Kapitel 6).

4.3 Entwicklung echtzeitfähiger Lösungen für das Zuordnungsproblem

Bei der sensorgestützten Sortierung muss durch die Datenauswertung eine feste Echtzeitbedingung eingehalten werden, um eine sichere Ausschleusung auszusortierender Objekte zu gewährleisten (siehe Abschnitt 2.2.3). Diese Anforderung gilt daher auch für das MOT. In Abschnitt 4.2.1 wurde dargelegt, dass von allen Bestandteilen das Lösen des Zuordnungsproblems in der höchsten Komplexitätsklasse liegt. Im Folgenden wird daher untersucht, ob die in Abschnitt 4.2.2 vorgestellten und umgesetzten konventionellen Algorithmen vor dem Hintergrund der resultierenden Laufzeit und Ergebnisqualität für einen Einsatz in Frage kommen.

4.3.1 Vorstellung der Datensätze zur Bewertung der Algorithmen zur Lösung des Zuordnungsproblems

Für die experimentelle Validierung werden vier Datensätze verwendet. Diese stammen aus einer partikelbasierten Simulation eines sensorgestützten Sortiersystems [Pie+16b], siehe Abbildung 4.12. Die numerische Simulation beruht auf der Diskrete Elemente Methode (DEM), durch welche Partikel–Partikel und Partikel–Wand Interaktionen akkurat modelliert werden können.

Die DEM wurde 1979 erstmalig vorgestellt [Cun+79] und findet seither in verschiedensten Anwendungsbereichen im Zusammenhang mit körnigen Materialien Anwendung. Um die genaue Translations- und Rotationsbewegung jedes Teilchens in einem vordefinierten Zeitschritt zu berechnen, werden die Newton- und Eulerschen Bewegungsgleichungen

$$m_i \frac{d^2 \mathbf{x}_i}{dt^2} = \mathbf{F}_i^c + \mathbf{F}_i^g, \quad (4.15)$$

$$\hat{I}_i \frac{d\mathbf{W}_i}{dt} + \mathbf{W}_i \times (\hat{I}_i \mathbf{W}_i) = \Lambda_i^{-1} \mathbf{M}_i \quad (4.16)$$

verwendet. In der Translationsgleichung 4.15 wird die Masse des Partikels m_i multipliziert mit der Partikelbeschleunigung

$$\frac{d^2 \mathbf{x}_i}{dt^2} \quad (4.17)$$

der Summe der Kontaktkräfte \mathbf{F}_i^c und der Anziehungskraft \mathbf{F}_i^g gleichgesetzt. Durch Gleichung (4.16) wird die Winkelbeschleunigung

$$\frac{d\mathbf{W}_i}{dt} \quad (4.18)$$

als Funktion der Winkelgeschwindigkeit \mathbf{W}_i , dem externen Trägheitsmoment resultierend aus den Kontaktkräften \mathbf{M}_i , dem Trägheitstensor entlang der Hauptachse \hat{I}_i , sowie der Rotationsmatrix Λ_i^{-1} ausgedrückt. Die Kontaktkräfte zwischen den Partikeln und zwischen Partikeln und Wänden werden in eine normale und eine tangentielle Komponente aufgeteilt. Die Normalkomponente wird mit einem linearen Feder-Dämpfer-Modell und die tangentielle Kontaktkraft mit einer durch die Coulomb-Bedingung begrenzten linearen Feder be-

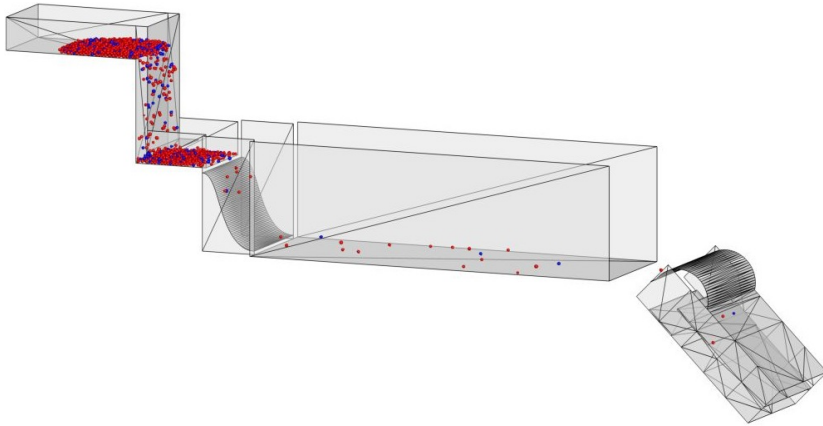


Abbildung 4.12: Visualisierung des simulierten Sortiersystems.

rechnet. Zusätzlich wird auch die Rollreibung der kugelförmigen Partikel in das resultierende externe Moment einbezogen.

Die Modellierung des simulierten Sortiersystems basiert auf den CAD-Konstruktionsdaten des in Abschnitt 3.1 vorgestellten Referenzsortiersystems. Das simulierte Förderband läuft mit einer Geschwindigkeit von $1,5 \text{ m s}^{-1}$ und hat eine Breite von 180 mm. Bei den simulierten Objekten handelt es sich um Modellkörper, genauer gesagt Kugeln mit einem Durchmesser von 2,5 mm und alternativ 5 mm, Zylinder von $3 \text{ mm} \times 9 \text{ mm}$, sowie Plättchen mit den Abmessungen $2 \text{ mm} \times 5 \text{ mm} \times 6 \text{ mm}$. Für die Simulation relevante mechanische Eigenschaften sind in [Pie+16b] zu finden. Um die Simulation darüber hinaus zu validieren, wurden diverse Experimente zum Abgleich zwischen realen Experimenten und simulativ erhobenen Daten durchgeführt. Hierzu wurden diverse Kenngrößen, z. B. Massenströme, Transportgeschwindigkeiten und auch Druckluftströmungsfelder, experimentell untersucht und Rückschlüsse auf korrespondierende Simulationsparameter gezogen. Für eine detaillierte Beschreibung der Untersuchungen wird an dieser Stelle auf [Pie+16b; Pie+16a; Pie+17; Pie+18] verwiesen.

Zur Erzeugung der Datensätze wurden Sortierdurchläufe mit der in Tabelle 4.2 genannten Anzahl an Objekten simuliert. Der jeweils aufgeführte Name entspricht den simulierten Modellkörpern, der Datensatz *Gemischt* beinhaltet

Tabelle 4.2: Quantitative Zusammenfassung der Datensätze zur Laufzeitanalyse der Verfahren zum Lösen des Zuordnungsproblems.

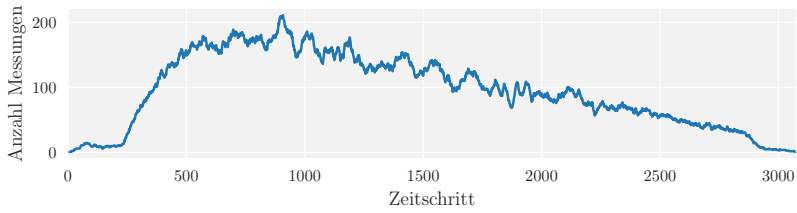
Name	Samplingrate	Anzahl Messungen	Anzahl Objekte
Zylinder	200 Hz	293.414	4.412
Gemischt	100 Hz	124.546	3.599
Kugeln 1	100 Hz	392.066	12.134
Kugeln 2	100 Hz	959.425	29.693

Kugeln und Plättchen. Die Objekte in *Kugeln 1* haben einen Durchmesser von 5 mm und in *Kugeln 2* von 2,5 mm. Entsprechend den in Tabelle 4.2 angegebenen Samplingraten werden in diskreten Zeitschritten Informationen über alle Objekte, welche sich im Blickfeld einer virtuellen Kamera befinden, während der Simulation abgespeichert. Hierzu zählen u. a. die Objektpositionen sowie eindeutige Objektbezeichnungen. Die zeitlichen Verläufe der Anzahl an Objekten im Blickfeld der virtuellen Kamera während der simulierten Sortierdurchläufe sind in Abbildung 4.13 dargestellt.

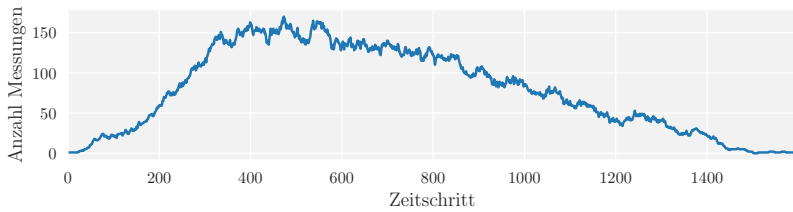
Die Datensätze unterscheiden sich somit sowohl in der Anzahl enthaltener Objekte als auch der Anzahl an Messungen pro Zeitschritt. Dies führt zu unterschiedlichen Problemgrößen, die beim Lösen des Zuordnungsproblems berücksichtigt werden müssen. Ein großer Vorteil bei der Verwendung von Datensätzen aus der Simulation im Vergleich zu realen Kameradaten ist, dass eine *Ground Truth*, also Informationen, von denen bekannt ist, dass sie wahr sind, vorhanden ist, da die eindeutige Objektbezeichnung ebenfalls gespeichert wird.

4.3.2 Feststellung der Leistungsfähigkeit der konventionellen Algorithmen

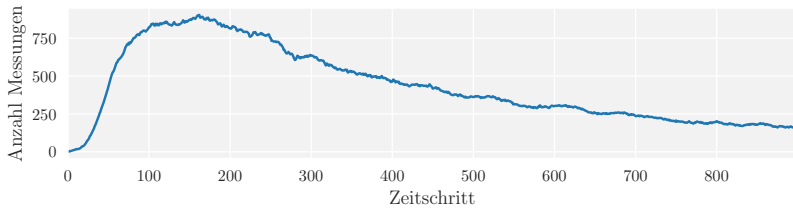
Um die Eignung der in Abschnitt 4.2.2 vorgestellten konventionellen Algorithmen für den Einsatz in der sensorgestützten Schüttgutsortierung zu untersuchen wird die Laufzeit und Ergebnisqualität anhand der in Abschnitt 4.3.1 vorgestellten Datensätze experimentell ermittelt. Hierfür wird für jeden Zeitschritt die



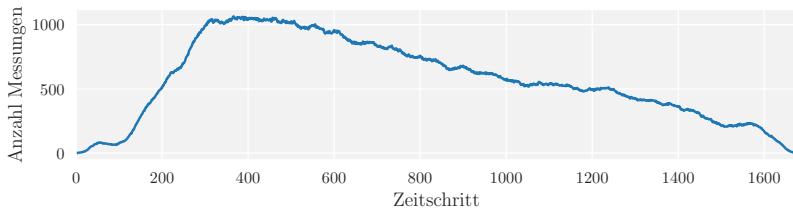
(a) Datensatz *Zylinder*



(b) Datensatz *Gemischt*



(c) Datensatz *Kugeln 1*



(d) Datensatz *Kugeln 2*

Abbildung 4.13: Visuelle Darstellung der in den Datensätzen enthaltenen Anzahl an Messungen pro Zeitschritt.

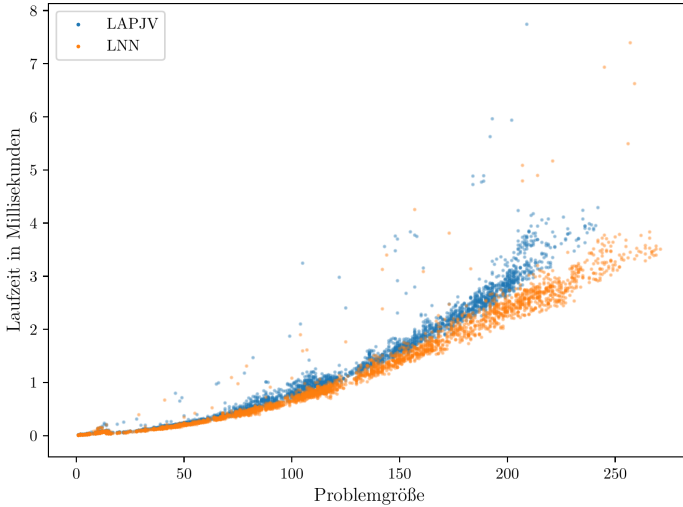


Abbildung 4.14: Ermittelte Laufzeiten konventioneller Algorithmen zur Lösung des Zuordnungsproblems in Abhängigkeit der Problemgröße für den Datensatz *Zylinder*. Die Problemgröße ist definiert als das Maximum aus Anzahl aktiver Tracks und zu verarbeitenden Messungen.

Laufzeit des MOT sowie der darin enthaltene Anteil, welcher auf die Lösung des Zuordnungsproblems entfällt, gespeichert. Zudem werden die ermittelten Tracks gespeichert und mit der *Ground Truth* verglichen. Als Löser werden ein LNN Algorithmus sowie LAPJV als Vertreter für GNN berücksichtigt. Die Laufzeiten werden auf einem Computer mit CPU vom Typ *Intel i7-7700* und 16 GB Arbeitsspeicher unter Microsoft Windows 10 durchgeführt.

Visuelle Darstellungen der benötigten Laufzeiten der Algorithmen für einzelne Zeitschritte der verschiedenen Datensätze sind in Abbildungen 4.14 bis 4.17 zu sehen. Da das Maximum aus Anzahl an Messungen und aktiven Tracks dominant für die Problemgröße ist, werden die Laufzeiten in Abhängigkeit dieses Maximums dargestellt. Die kreisförmigen Marker stellen einzelne erfasste Laufzeiten für einen Zeitschritt dar. Die jeweilige Farbe repräsentiert den angegebenen Algorithmus.

Bei den Datensätzen *Gemischt* und *Zylinder* unterscheidet sich die Laufzeit der Verfahren nur geringfügig, was auf die vergleichsweise niedrige Anzahl an

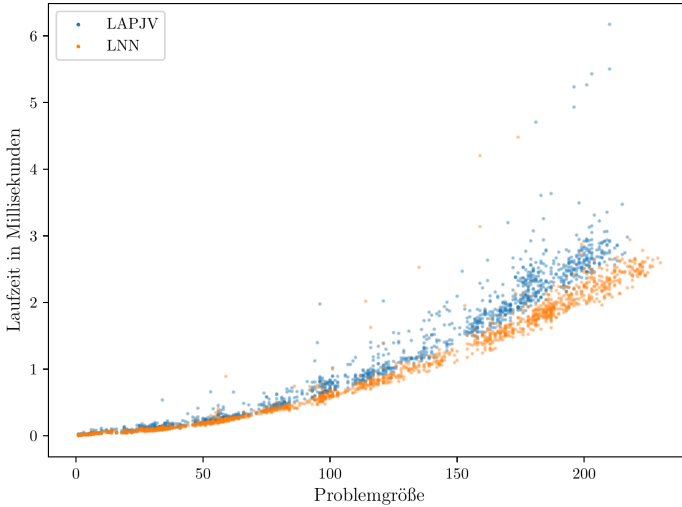


Abbildung 4.15: Ermittelte Laufzeiten konventioneller Algorithmen zur Lösung des Zuordnungsproblems in Abhängigkeit der Problemgröße für den Datensatz *Gemischt*. Die Problemgröße ist definiert als das Maximum aus Anzahl aktiver Tracks und zu verarbeitenden Messungen.

Messungen pro Zeitschritt zurückgeführt werden kann. Bei beiden Kugeldatensätzen, welche deutlich mehr Messungen pro Zeitschritt enthalten, lässt sich die höhere Laufzeit sowie der exponentielle Anstieg selbiger des GNN Löser jedoch eindeutig erkennen. Neben diesen vergleichenden Bewertungen lässt sich bei Betrachtung der absoluten Laufzeiten feststellen, dass die Verfahren nur bedingt für den Einsatz in der sensorgestützten Schüttgutsortierung geeignet sind. Ausgehend von einer beispielhaften Bildwiederholrate von 100 fps stünden der gesamten Verarbeitung im Mittel lediglich 10 ms pro Bild zur Verfügung. Anhand von Abbildungen 4.16 und 4.17 wird deutlich, dass dieser Wert bereits von dem entsprechenden Löser bei weniger als 300 Messungen pro Bild überschritten wird. Für den realen Einsatz muss zudem noch weitere Laufzeit für die Bildauswertung eingeplant werden. Die Verfahren sind somit lediglich für die Verfolgung von vergleichsweise wenigen Objekten geeignet, wodurch eine wirtschaftlich attraktive Sortiersystemauslegung nicht möglich ist.

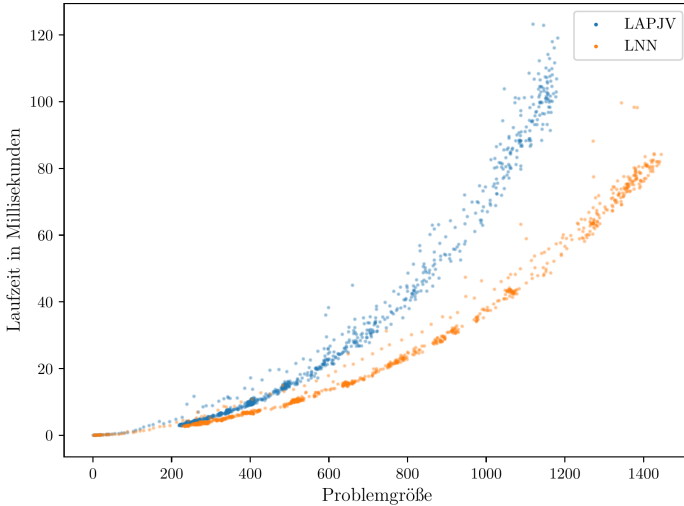


Abbildung 4.16: Ermittelte Laufzeiten konventioneller Algorithmen zur Lösung des Zuordnungsproblems in Abhängigkeit der Problemgröße für den Datensatz *Kugeln 1*. Die Problemgröße ist definiert als das Maximum aus Anzahl aktiver Tracks und zu verarbeitenden Messungen.

Einen Vergleich der Qualität der Objektverfolgung ermöglicht Tabelle 4.3. Als Bewertungskriterium wird der Anteil der Tracks ermittelt, welche exakt der tatsächlichen Trajektorie eines Objekts gemäß der *Ground Truth* entsprechen. Es ist eindeutig zu erkennen, dass der GNN Löser für alle Datensätze über 99% korrekte Tracks generiert, während die Qualität des LNN Algorithmus deutlich schlechter ausfällt. Ebenfalls ist die Tendenz erkennbar, dass das Zuordnungsproblem mit steigender Anzahl zu verfolgender Objekte schwieriger wird, was insbesondere auf die beiden *Kugel* Datensätze zutrifft.

In Tabelle 4.3 ist ebenfalls der Anteil der Laufzeit des MOT eingetragen, welcher auf die Lösung des Zuordnungsproblems entfällt. Es ist eindeutig ersichtlich, dass eine Reduktion der Laufzeit des MOT vorrangig durch die Entwicklung beschleunigter Löser für das Zuordnungsproblem erzielt werden kann. Im Folgenden werden zwei im Rahmen dieser Arbeit hierfür entwickelte Verfahren vorgestellt.

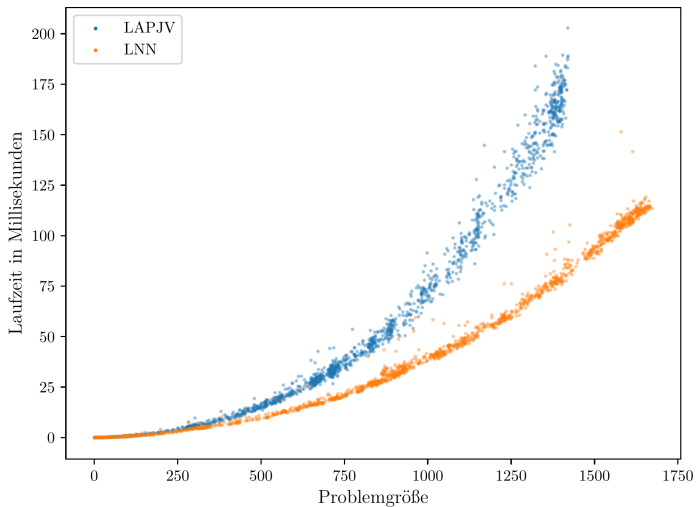


Abbildung 4.17: Ermittelte Laufzeiten konventioneller Algorithmen zur Lösung des Zuordnungsproblems in Abhängigkeit der Problemgröße für den Datensatz *Kugeln 2*. Die Problemgröße ist definiert als das Maximum aus Anzahl aktiver Tracks und zu verarbeitenden Messungen.

Tabelle 4.3: Erzielte Ergebnisqualität der unterschiedlicher Löser für die einzelnen Datensätze und Anteil der Laufzeit des MOT, welcher auf die Lösung des Zuordnungsproblems entfällt.

Datensatz	Algorithmus	Korrekte Tracks	Anteil Laufzeit
Zylinder	LNN	52,9%	84,1%
	LAPJV	100,0%	85,2%
Gemischt	LNN	59,9%	82,4%
	LAPJV	99,8%	84,0%
Kugeln 1	LNN	16,4%	95,6%
	LAPJV	99,1%	96,9%
Kugeln 2	LNN	10,7%	96,5%
	LAPJV	99,9%	97,9%

4.3.3 Adaptive Algorithmenauswahl zur Laufzeit zur Lösung des Zuordnungsproblems

Aus Abschnitt 4.3.2 wird deutlich, dass die Wahl des Lösers für das Zuordnungsproblem starken Einfluss auf die benötigte Laufzeit sowie die Ergebnisqualität hat. Hierbei handelt es sich um konkurrierende Optimierungsziele, welche durch die Wahl des Algorithmus gegeneinander abgewägt werden können. Um mehr Flexibilität hinsichtlich dieser Abwägung zu erlangen, wird ein Verfahren entwickelt, welches eine adaptive Algorithmenauswahl für jedes zu verarbeitende Bild ermöglicht [Mai+16b]. Hierbei wird ausgenutzt, dass alle Algorithmen auf Basis der gleichen Datenstruktur, nämlich der in Abschnitt 4.2.2 eingeführten Kostenmatrix, arbeiten. Hierdurch kann für jeden Zeitschritt individuell entschieden werden, welcher Algorithmus eingesetzt werden soll.

Eine schematische Darstellung des Verfahrens ist in Abbildung 4.18 zu sehen. Die Kernidee des Ansatzes ist es, für jedes zu verarbeitende Bild die anfallende Rechenlast einzuschätzen und daraus mittels einer Entscheidungsfunktion den passendsten Löser auszuwählen. Der Ansatz ist somit an das aus der Softwareentwicklung bekannte Strategie-Entwurfsmuster [Gam+94, Kap. 5], bei welchem zur Laufzeit kontextabhängig eine Auswahl aus einer Familie von Algorithmen getroffen wird, angelehnt. Im hiesigen Kontext kommt dies der Auswahl eines der in Abschnitt 4.2.2 vorgestellten Algorithmen aus der Familie der Löser des Zuordnungsproblems zur Laufzeit gleich.

Da die Laufzeit der Löser von der Anzahl an Messungen und aktiven Tracks abhängig ist, wird die Entscheidungsfunktion als Schwellenwert bzgl. deren Anzahl realisiert. Dies ermöglicht es, bis zu einer gewissen Anzahl an Messungen und aktiven Tracks pro Bild einen GNN-Löser mit erhöhter Laufzeit und hoher Ergebnisqualität einzusetzen und bei Überschreitung des Schwellenwerts auf LNN mit reduzierter Laufzeit unter Tolerierung potentiell erhöhter Zuordnungsfehler zurückzugreifen. Hierdurch kann die Gefahr der Überschreitung einer bestimmten Laufzeit reduziert und somit die Einhaltung der festen Echtzeitbedingung in der sensorgestützten Schüttgutsortierung unterstützt werden.

Im Folgenden wird das Verfahren aufbauend auf den Versuchen aus Abschnitt 4.3.2 experimentell untersucht. Hierfür wird für die verschiedenen Datensätze zunächst ein exemplarischer Schwellenwert festgelegt und dessen

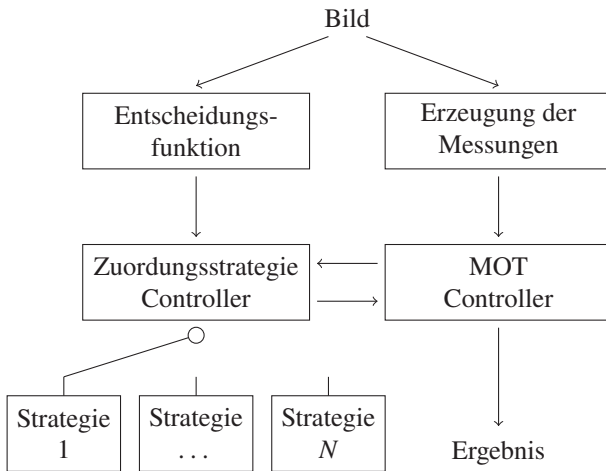


Abbildung 4.18: Schematische Darstellung der Architektur des entwickelten Strategie-Systems zur Einhaltung der Echtzeitbedingung für das Zuordnungsproblem.

Auswirkung auf die Laufzeiten betrachtet. Der jeweils untersuchte Schwellenwert ergibt sich aus der Hälfte der maximal auftretenden Problemgröße des jeweiligen Datensatzes. Sofern ein Bild weniger als die genannten Messungen enthält und ebenfalls gerade weniger Tracks aktiv sind, wird LAPJV zum Lösen des Zuordnungsproblems verwendet. Treten mehr Messungen oder aktive Tracks auf, wird stattdessen auf LNN zurückgegriffen.

Die resultierenden Laufzeiten sind in Abbildungen 4.19 bis 4.22 visuell dargestellt, die Notation entspricht jener aus Abbildungen 4.14 bis 4.17. Bei vergleichender Betrachtung, insbesondere der Datensätze *Kugeln 1* und *Kugeln 2*, lässt sich feststellen, dass es durch den Einsatz von LNN bei hoher Aktivität möglich ist, von den kürzeren Laufzeiten im Vergleich zu LAPJV zu profitieren und somit mehr Kontrolle zur Einhaltung der Echtzeitschranken zu erlangen.

Neben dieser auf die Laufzeit beschränkten Untersuchung wird im Folgenden der Zusammenhang zwischen Schwellenwert, resultierender Laufzeit und Ergebnisqualität betrachtet. Hierzu wird die Menge an plausiblen Schwellenwerten in Schritten von 25 für die Datensätze *Zylinder* und *Gemischt* sowie in

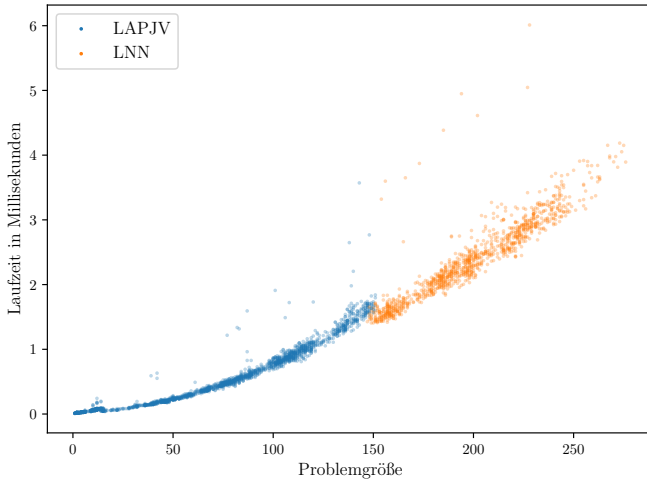


Abbildung 4.19: Algorithmenwechsel bei 50 % der maximalen Problemgröße für den Datensatz *Zylinder*.

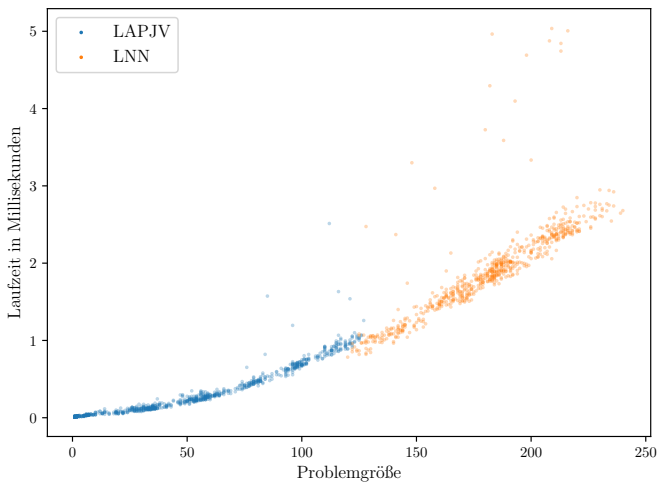


Abbildung 4.20: Algorithmenwechsel bei 50 % der maximalen Problemgröße für den Datensatz *Gemischt*.

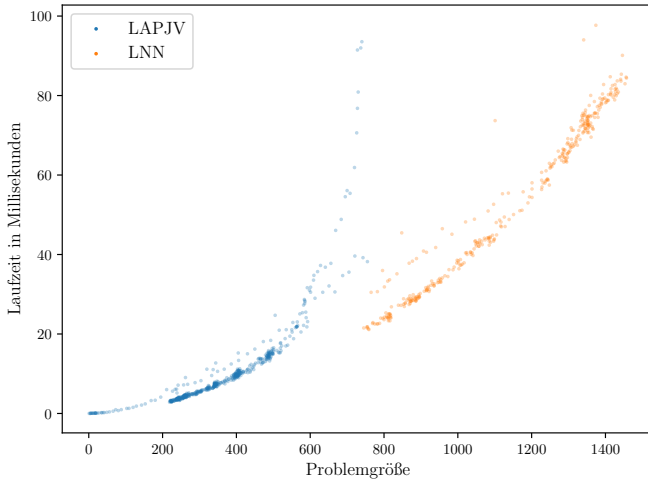


Abbildung 4.21: Algorithmenwechsel bei 50% der maximalen Problemgröße für den Datensatz *Kugeln 1*.

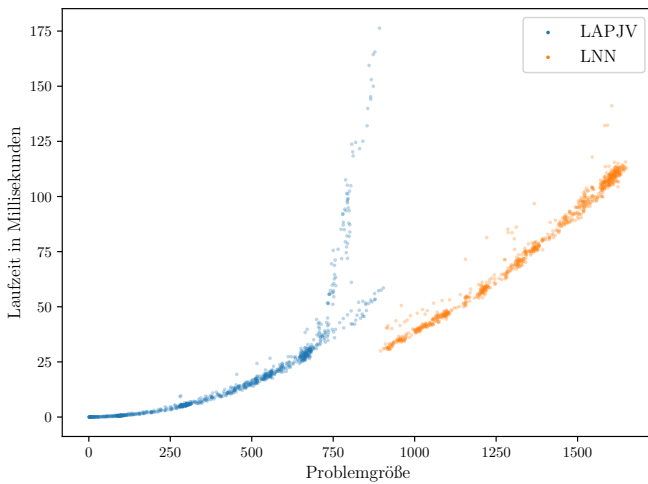


Abbildung 4.22: Algorithmenwechsel bei 50% der maximalen Problemgröße für den Datensatz *Kugeln 2*.

Schritten von 50 für die Datensätze *Kugeln 1* und *Kugeln 2* abgetastet und die entsprechenden Laufzeiten und Ergebnisqualitäten ermittelt. Die Ergebnisse sind in Abbildungen 4.23 bis 4.26 visualisiert.

Bei der Analyse der Entwicklung der Ergebnisqualität fällt auf, dass in der unteren Hälfte der betrachteten Schwellenwerte nur eine geringe Verbesserung des Ergebnisses zu beobachten ist. In der oberen Hälfte hingegen steigt die Ergebnisqualität für alle Datensätze mit exponentiellem Charakter an. Ähnliches gilt für die ermittelten Laufzeiten für die aufgrund der deutlich höheren Anzahl an enthaltenen Objekten anspruchsvolleren Datensätze *Kugeln 1* und *Kugeln 2*, für welche ebenfalls kaum Veränderung für die untere Hälfte der betrachteten Schwellenwerte, jedoch ein starker Anstieg in der oberen Hälfte zu erkennen ist. Für die Datensätze mit geringer Anzahl an Objekten *Zylinder* und *Gemischt* lassen sich lediglich geringe Unterschiede in den ermittelten Laufzeiten beobachten.

Besonders auffällig ist, dass, nach zunächst starkem Anstieg, bei der Wahl eines Schwellenwertes, bei welchem ausschließlich LAPJV aktiv ist, wieder eine Reduktion der benötigten Laufzeiten stattfindet. Eine Erklärung hierfür liefert die Analyse der Anzahl der erzeugten Tracks für die jeweiligen Konfigurationen. Dies wird nun beispielhaft anhand des Datensatzes *Kugeln 2* erläutert. Der Datensatz enthält 29.693 Objekte (vergleiche Tabelle 4.2). Eine notwendige Bedingung für eine vollständig korrekte Objektverfolgung ist daher die Erzeugung genau dieser Anzahl an Tracks. Bei ausschließlicher Einsatz von LAPJV wird dies mit 99,9% fast erreicht (vergleiche Tabelle 4.3). Bei der Wahl des Schwellenwerts 1400 kommt, insbesondere für die herausforderndsten Zeitschritte, LNN zum Einsatz. Insgesamt werden 35.311 Tracks ermittelt. Für den Schwellenwert 1450, bei welchem ausschließlich LAPJV zum Einsatz kommt, werden jedoch exakt 29.693 Tracks erzeugt. Der geringe Fehleranteil rührt daher von Falschzuordnungen von Messungen zu bestehenden Tracks. Im Gegensatz zu der Konfiguration mit Schwellenwert 1400 werden jedoch keine zusätzlichen Tracks fälschlicherweise erzeugt. Dadurch wird die Problemgröße des Zuordnungsproblems kleiner gehalten, was schlussendlich in geringeren Laufzeiten resultiert.

Aus der vorgestellten Untersuchung wird deutlich, dass das entwickelte Verfahren einen neuen Parameter zur Steuerung der Abwägung zwischen Laufzeit und Ergebnisqualität bietet. Im Hinblick auf die exemplarisch untersuchten Datensätze lässt sich jedoch auch feststellen, dass weder die Laufzeit noch die

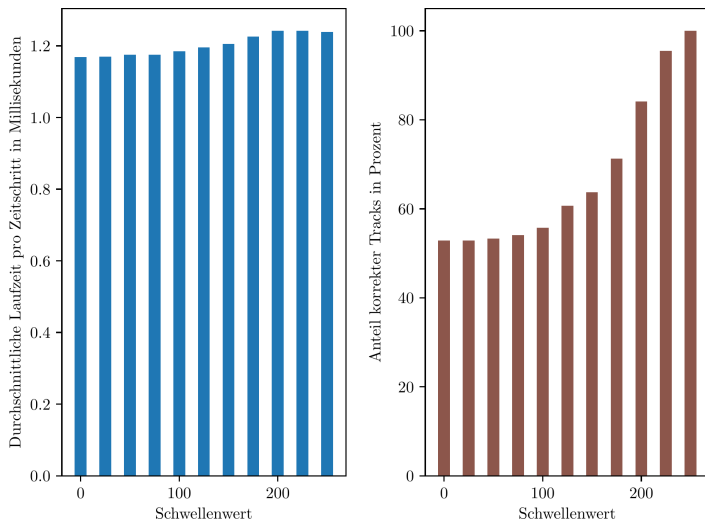


Abbildung 4.23: Laufzeit und Ergebnisqualität in Abhängigkeit des Schwellenwerts für den Datensatz *Zylinder*.

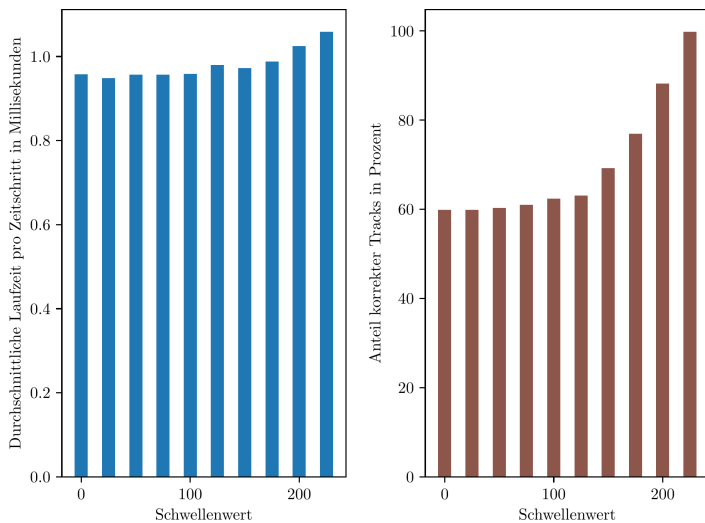


Abbildung 4.24: Laufzeit und Ergebnisqualität in Abhängigkeit des Schwellenwerts für den Datensatz *Gemischt*.

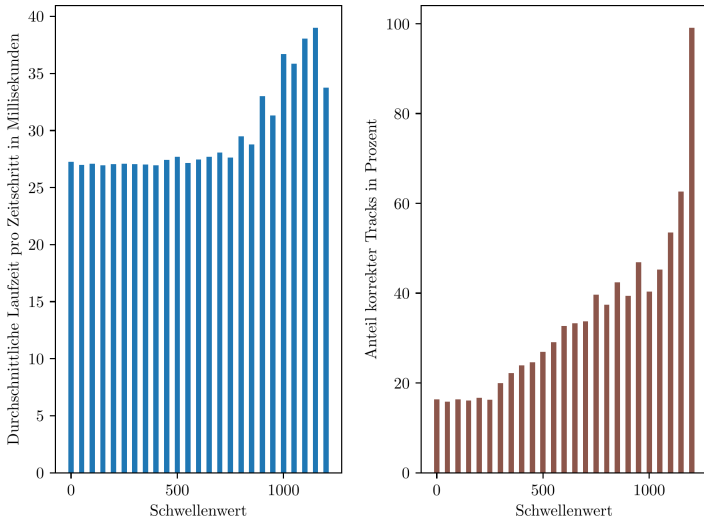


Abbildung 4.25: Laufzeit und Ergebnisqualität in Abhängigkeit des Schwellenwerts für den Datensatz *Kugeln 1*.

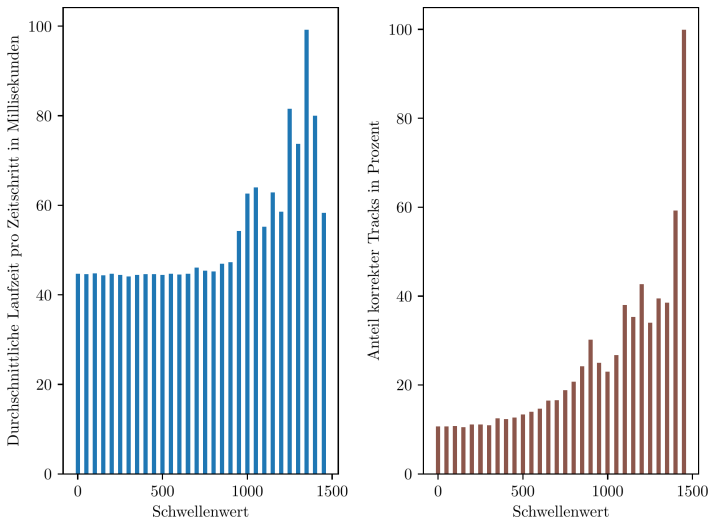


Abbildung 4.26: Laufzeit und Ergebnisqualität in Abhängigkeit des Schwellenwerts für den Datensatz *Kugeln 2*.

Ergebnisqualität bei Erhöhung des Schwellenwertes monoton steigt, wodurch die Auswahl des Designparameters des Verfahrens, also des Schwellenwerts, schwierig wird. Zudem besteht unverändert die Erkenntnis, dass die absoluten Laufzeiten bei für die sensorgestützte Schüttgutsortierung wirtschaftlich relevanten Problemgrößen, welche vorrangig in den Datensätzen *Kugeln 1* und *Kugeln 2* vorkommen, zu hoch für den praxistauglichen Einsatz sind. Daher besteht die Notwendigkeit nach optimierten Implementierungen sowie der Erüchtigung von Algorithmen für die Ausführung auf Beschleuniger-Hardware zu forschen.

4.3.4 Adaption und Realisierung des Auktionsalgorithmus für den Einsatz auf einer GPU zur Lösung des Zuordnungsproblems

Die Verwendung paralleler Algorithmen ist eine etablierte Methode zur Leistungssteigerung in Systemen, die an Echtzeitbeschränkungen gebunden sind. In Abschnitt 4.1 sowie Abschnitt 4.2.2 wurden bereits Möglichkeiten der Parallelisierung für die Beschleunigung der Bildauswertung bzw. der Berechnung des Dynamikmodells angesprochen und umgesetzt. Grundvoraussetzung für die Parallelisierbarkeit ist, dass durch den Algorithmus vorgesehene Rechenoperationen unabhängig voneinander nebenläufig ausgeführt werden können, also nicht in Abhängigkeit stehen und in streng sequentieller Reihenfolge durchgeführt werden müssen.

Moderne CPU-Architekturen ermöglichen zu diesem Zeitpunkt die parallele Ausführung von Rechenoperationen im unteren zweistelligen Bereich. Weist ein Algorithmus einen deutlich höheren Grad an nebenläufig ausführbaren Rechenschritten auf, kann dies durch die Verwendung massiv parallel arbeitender Beschleunigerhardware, z. B. Grafikprozessoren (GPU) oder FPGAs, ausgenutzt werden. Dies erfordert jedoch eine Implementierung unter einer entsprechenden Programmiertechnik. Die bekanntesten Vertreter für GPUs sind CUDA (Compute Unified Device Architecture), welche eine Umsetzung exklusiv für Hardware der Firma *NVIDIA* ermöglicht, und OpenCL (Open Computing Language), welche eine Schnittstelle zu einer deutlich größeren Bandbreite an Hardware, neben GPUs auch für einige FPGAs, bietet.

Hinsichtlich der Lösung des Zuordnungsproblems zeichnen sich insbesondere die Ungarische Methode [Kuh55; Mun57] und der Auktionsalgorithmus [Ber88] als massiv parallelisierbare Vertreter aus. In [Dat+16] wird eine stark parallelisierte Variante der Ungarischen Methode zur Ausführung auf einem GPU-Cluster vorgestellt. Der vorgestellte Algorithmus wurde unter Verwendung der CUDA-Programmiertechnik entwickelt und kann auf einem GPU-Cluster bestehend aus bis zu 16 *NVIDIA* GPUs ausgeführt werden. Eine Umsetzung des Auktionsalgorithmus für eine GPU wird in [Vas+09] vorgestellt. Die Autoren argumentieren, dass der Algorithmus im Vergleich zur Ungarischen Methode besser für die Parallelisierung geeignet ist, da die Ungarische Methode mehrere Synchronisationspunkte benötigt. Der Auktionsalgorithmus andererseits repräsentiert eine verteilte Splitting-Methode (*distributed relaxation method*, [Ber92]) und ist somit besser für eine massive Parallelisierung geeignet. Die Umsetzung erfolgt ebenfalls mittels CUDA. Die vorgeschlagene Implementierung wird experimentell evaluiert und mit einer sequentiellen CPU-Implementierung anhand einer klassischen Computer Vision Aufgabe, dem Korrespondenz-Matching von 3D-Punkten, verglichen. In [Vas+11] stellen die Autoren weitere Verbesserungen der Implementierung vor. Durch Aufspaltung der Gebotsmatrix in zwei eindimensionale Arrays, von denen das eine die Objektpreise und das andere die Gebote enthält, erreichen sie eine Senkung des Speicherbedarfs. Die vorgestellten Ergebnisse zeigen, dass insbesondere Probleme mit großen Datenmengen von dem Ansatz profitieren. Eine Umsetzung des Auktionsalgorithmus auf einem FPGA wird in [Zhu+12] vorgestellt. Die Autoren vergleichen ihre experimentellen Ergebnisse mit jenen aus [Vas+09] und geben eine bis zu zehnfach schnellere Ausführung für bestimmte Problemgrößen an.

Für die sensorgestützte Schüttgutsortierung stellt die Umsetzung auf einer GPU eine besonders vielversprechende Option dar. Hierfür gibt es zwei Gründe. Zum einen sind die eingesetzten PC Systeme i. d. R. ohnehin mit einer GPU ausgestattet, um eine Visualisierung bzw. Anzeige der Sortiererergebnisse und der Sortierparameter auf einem Bildschirm zu ermöglichen. Diese kann entweder als dedizierte Hardware oder in Form einer, typischerweise leistungsschwächeren, integrierten GPU auf dem Mainboard oder der CPU zur Verfügung stehen. Zum anderen bietet sich der Einsatz einer GPU auch für viele Bildauswertelgorithmen und damit den Kern der Datenauswertung in der sensorgestützten Schüttgutsortierung an.

Im Folgenden wird daher eine auf [Vas+09] aufbauende Weiterentwicklung des Auktionsalgorithmus für eine GPU vorgestellt [Wag16; Mai+19b]. Diese beinhaltet zwei wesentliche Verbesserungen, welche die Ausführung unter kurzen Laufzeiten auf einer GPU zusätzlich unterstützen ohne die Komplexitätsklasse zu reduzieren. Neben einer auf [Vas+09] aufbauenden Implementierung unter CUDA und somit der Verwendung dedizierter *NVIDIA* GPUs wird zudem das Laufzeitverhalten auf einer integrierten GPU experimentell evaluiert. Da es sich bei den betrachteten integrierten GPUs nicht um *NVIDIA* Hardware handelt, erfolgt eine zusätzliche Implementierung unter OpenCL. Dies ermöglicht ebenfalls einen Vergleich der beiden Programmier Techniken für die gestellte Aufgabe. Bei den Umsetzungen werden jeweils im Wesentlichen zwei Kernels, einer für die *Bieten* Phase und einer für die *Zuordnung* Phase, realisiert. Ein dritter Kernel bündelt die beiden zuvor genannten sowie den Konvergenz-Test.

Abbildung der Gebotsmatrix in einem 1D Array

Die erste Weiterentwicklung bezieht sich auf die Datenstruktur zur Repräsentation der Gebotsmatrix. Hierbei wird die Gebotsmatrix durch ein einzelnes 1D Array repräsentiert. Im Vergleich zu der Verwendung von zwei 1D Arrays, wie in [Vas+11] vorgeschlagen, entfallen hierdurch notwendige, laufzeitintensive Synchronisationsschritte. Zudem wird der Speicherbedarf weiter gesenkt, was sich positiv auf die für Speichertransfers notwendigen Laufzeiten auswirkt. Im Jargon des Auktionsalgorithmus ausgedrückt wird hierfür das aktuelle Gebot sowie die derzeit höchstbietende Person, dargestellt durch eine ID, in einem einzigen Wert kodiert. Die höherwertigen Bits beinhalten dabei das derzeitige Gebot in Form einer kontextabhängigen Festkommazahl, die niederwertigen Bits entsprechen der ID der bietenden Person, siehe Abbildung 4.27. Durch die gewählte Repräsentation wird die Verwendung nativ atomarer Funktionen zur Aktualisierung eines Wertes ermöglicht, z. B. durch Verwendung der atomaren Maximumsfunktion. Im Falle von zwei Personen, die das gleiche Gebot abgeben, gewinnt in der Konsequenz die Person mit der höheren ID.

Da nur noch eine begrenzte Anzahl an Bits für die Darstellung des Gebots zur Verfügung steht, wird eine obere Schranke für die Gebotserhöhung definiert. Hierzu wird ein Skalierungsfaktor K in Abhängigkeit von d_{\max} (siehe



Abbildung 4.27: Beispielhafte Partitionierung eines 32-Bit Wertes zur Repräsentation von sowohl Gebot als auch Person.

Abschnitt 4.2.2) bestimmt. Die gesuchte Schranke muss so gewählt werden, dass

$$\begin{aligned} \gamma_i &\leq \gamma_{\max} \quad , \\ \gamma_{\max} &:= d_{\max} + \epsilon, \quad i \in [1, \dots, N] \end{aligned} \quad (4.19)$$

gilt. Für ein skaliertes Gebot c gilt

$$0 \leq c \leq K \cdot \gamma_{\max} = K(d_{\max} + \epsilon) \quad , \quad (4.20)$$

wobei K so gewählt wird, dass die Anzahl zur Verfügung stehender Bits für die Darstellung bei gegebenen d_{\max} und ϵ für c ausreicht.

Dieser Ansatz ist aus mehreren Gründen vorteilhaft. Erstens wird der Speicherverbrauch und damit die Datenmenge, welche potenziell auf die GPU übertragen werden muss, erheblich reduziert. In Fällen, in denen $N \approx M$ gilt, besteht die Gebotsmatrix aus N^2 -Einträgen. Durch Anwendung der Verbesserungen aus [Vas+11], also der Verwendung zweier 1D-Arrays, kann die Anzahl der Einträge auf $2N$ reduziert werden. Die in der vorliegenden Arbeit vorgestellte Weiterentwicklung reduziert die Menge des benötigten Speichers jedoch auf N . Zweitens erlaubt der vorgestellte Ansatz im Vergleich zu [Vas+11] die Nutzung von atomaren Funktionen. Können diese nicht verwendet werden, müsste für zwei Felder, also einem pro Array, ein Mutex eingesetzt werden, um den gleichzeitigen Zugriff im Sinne einer Aktualisierung eines Gebots zu unterbinden. Eine Aktualisierung bestände demzufolge aus dem notwendigen Erhalten des Mutex, mindestens 2 Lese-/Schreiboperationen, sowie der erneuten Freigabe der Sperre. Der vorgestellte Ansatz benötigt anstelle dessen lediglich einen atomaren Funktionsaufruf. Drittens wird die Anzahl an Feldern, welche in den einzelnen Auktionsrunden zurückgesetzt werden müssen, reduziert, wodurch ebenfalls Laufzeit eingespart wird.

Reduktion der Synchronisierungsschritte

Die zweite Weiterentwicklung bezieht sich auf die Anzahl der notwendigen Synchronisierungsschritte zwischen CPU und GPU. Eine Implementierung des Auktionsalgorithmus setzt voraus, dass die Bietphase für alle Personen abgeschlossen ist, bevor die Zuordnungsphase beginnen kann. Ebenso muss die Zuordnungsphase abgeschlossen sein, bevor der Konvergenz-Test durchgeführt werden kann. Folglich erfordert dies Synchronisationsschritte zwischen den einzelnen Phasen.

OpenCL ermöglicht die Synchronisierung sogenannter *work-items*, die Teil einer gleichen *work-group* auf der GPU sind. Dies kann genutzt werden, um eine Synchronisierung durch die CPU zu vermeiden. Da die Anzahl möglicher *work-items* sowie *work-groups* jedoch durch die eingesetzte Hardware limitiert ist, muss zur Laufzeit geprüft werden, ob diese Art der Synchronisation genutzt werden kann. Bei der Umsetzung mittels CUDA existiert ein entsprechendes Pendant. Hier können mehrere *Threads* Teil des selben *Blocks* sein.

Untersuchung der Laufzeit der neuen Implementierung

Im Folgenden werden die Laufzeiten der Umsetzung des Auktionsalgorithmus mit und ohne den vorgestellten Weiterentwicklungen jeweils unter der Verwendung von CUDA und OpenCL auf einer dedizierten GPU sowie unter Verwendung von OpenCL auf einer integrierten GPU untersucht. Als dedizierte GPU kommt das Modell *TitanX* von NVIDIA, als integrierte GPU *HD530* von Intel zum Einsatz. Es werden die bereits bekannten Datensätze betrachtet.

Abbildungen 4.28 bis 4.31 zeigen detaillierte Ergebnisse unter Verwendung der dedizierten GPU. In allen Fällen ist die enorme Laufzeitreduktion im Vergleich zu den in Abschnitt 4.3.2 vorgestellten Ergebnissen der CPU Verfahren deutlich zu erkennen. Ebenfalls ist sowohl beim Einsatz von CUDA als auch von OpenCL ersichtlich, dass die vorgestellten Weiterentwicklungen im Vergleich zu einer Referenzimplementierung ohne die Weiterentwicklungen die benötigten Laufzeiten nochmals eindeutig reduzieren. Ähnlich wie bei den Laufzeitanalysen zwischen LNN und LAPJV stehen hierbei insbesondere die anspruchsvolleren Datensätze mit Kugeln hervor. Aus Abbildung 4.31 wird beispielsweise ersichtlich, dass selbst bei einem Maximum von etwa 1400 ak-

tiven Tracks bzw. Messungen die benötigten Laufzeiten in der Größenordnung von 10 ms liegen. Vergleichend liegt LNN hierfür in der Größenordnung von 100 ms, LAPJV sogar von 200 ms (siehe Abbildung 4.17).

Insgesamt weist zudem die Implementierung unter CUDA kürzer Laufzeiten im Vergleich zu OpenCL auf, was darauf hinweist, dass die Hardware besser ausgenutzt wird. Dafür ist unter Verwendung von OpenCL auch die Verwendung einer integrierten GPU möglich. Die Ergebnisse hierfür sind in Abbildungen 4.32 bis 4.35 dargestellt. Auch hierbei werden deutlich kürzere Laufzeiten im Vergleich zu den CPU Verfahren erzielt und die weitere Verkürzung der Laufzeiten durch die Weiterentwicklung des Auktionsalgorithmus ist ebenfalls ersichtlich. In Bezug auf das oben erwähnte Beispiel liegt die Laufzeit bei einem Maximum von etwa 1400 aktiven Tracks bzw. Messungen in der Größenordnung von 20 ms. Die Nutzung einer integrierten GPU stellt somit für Systeme, welche einen eingebetteten Charakter haben und z. B. in Leistungsaufnahme und Abwärme beschränkt sind, eine echte Alternative dar. Ein zusammenfassender Vergleich aller betrachteten Varianten hinsichtlich der Laufzeiten ist in Abbildung 4.36 dargestellt.

Tabelle 4.4 gibt Auskunft über die entsprechenden erzielten Ergebnisqualitäten. Die Anteile der korrekten Tracks decken sich dabei im Wesentlichen den mit LAPJV erzielten Ergebnissen aus Tabelle 4.3. Die dargestellten Ergebnisse treffen sowohl auf die Weiterentwicklung als auch auf die Referenzimplementierung zu und sind unabhängig von der Programmier technik und der ausführenden Hardware.

4.4 Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse

In diesem Kapitel wurde die Entwicklung eines echtzeitfähigen Bildfolgenauswertesystems inklusive MOT für die Gewinnung partikelindividueller Bewegungstrajektorien aus Bilddaten vorgestellt. Die entwickelte Bildauswertung, welche die Aufgaben der Objektextraktion und Objektklassifikation abdeckt, eignet sich dabei sowohl für den Einsatz mit Zeilen- als auch Flächenkameras. Die Bildauswertung beinhaltet zudem die Berechnung der Flächenschwerpunkte einzelner Partikel, welche als Eingabedaten für das MOT dienen.

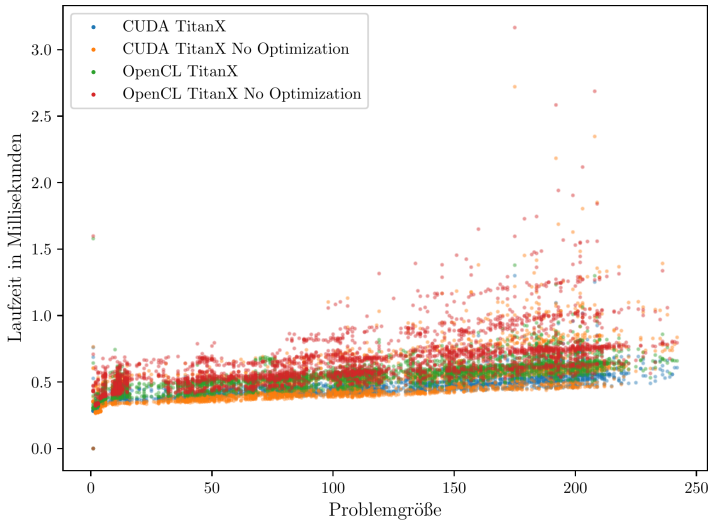


Abbildung 4.28: Benötigte Laufzeit auf einer TitanX GPU für den Datensatz *Zylinder*.

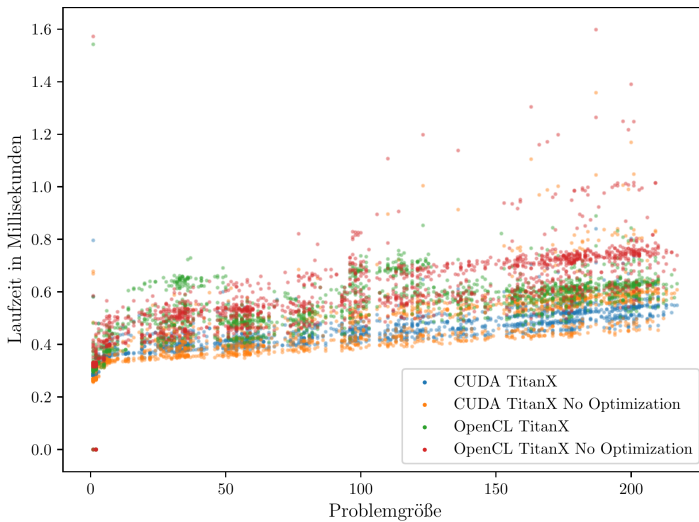


Abbildung 4.29: Benötigte Laufzeit auf einer TitanX GPU für den Datensatz *Gemischt*.

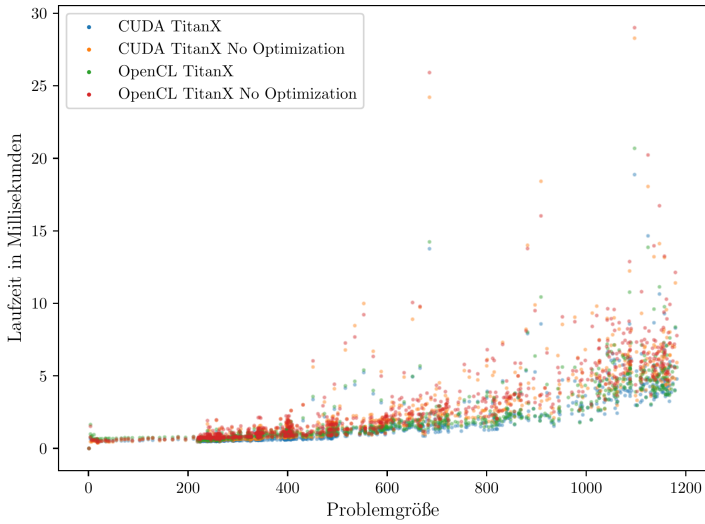


Abbildung 4.30: Benötigte Laufzeit auf einer TitanX GPU für den Datensatz *Kugeln 1*.

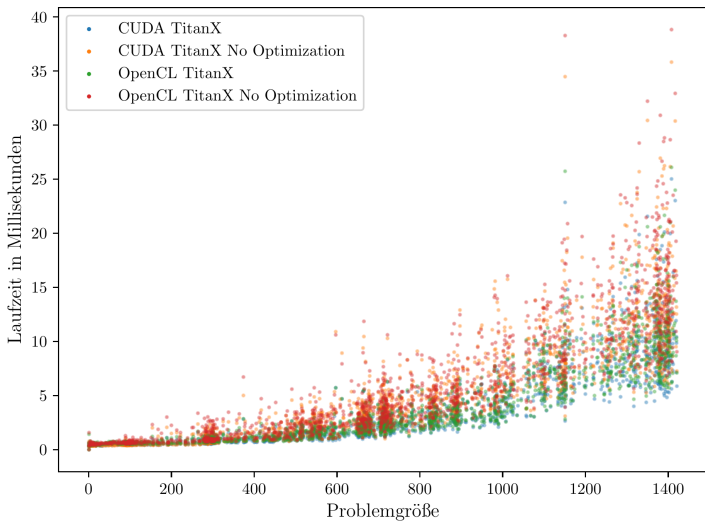


Abbildung 4.31: Benötigte Laufzeit auf einer TitanX GPU für den Datensatz *Kugeln 2*.

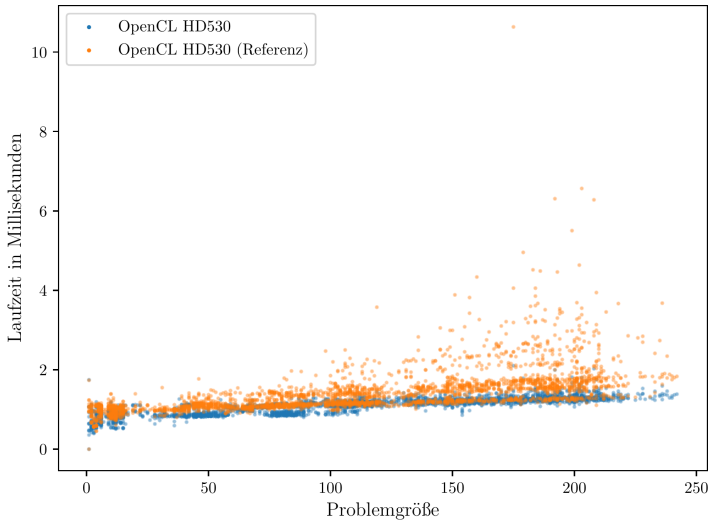


Abbildung 4.32: Benötigte Laufzeit auf einer HD530 GPU für den Datensatz *Zylinder*.

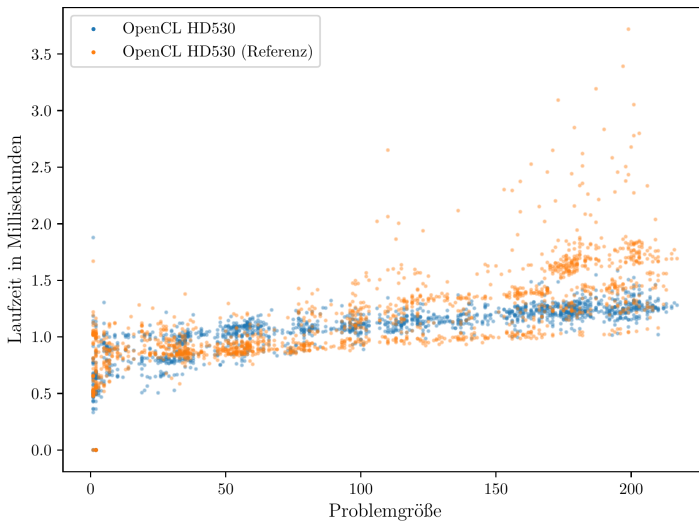


Abbildung 4.33: Benötigte Laufzeit auf einer HD530 GPU für den Datensatz *Gemischt*.

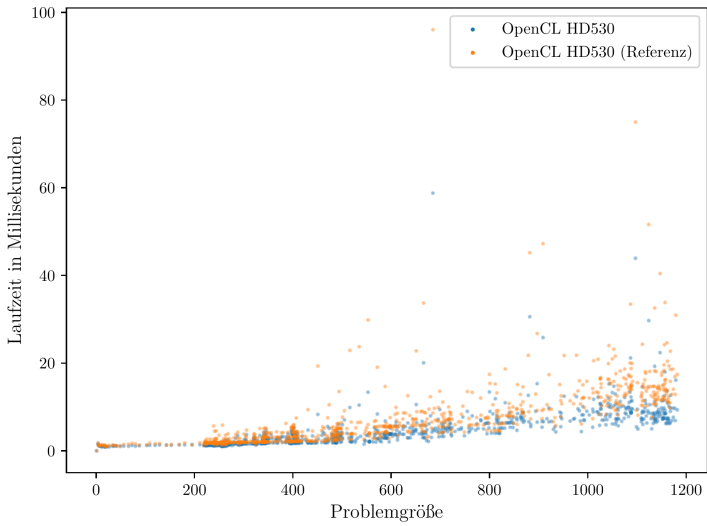


Abbildung 4.34: Benötigte Laufzeit auf einer HD530 GPU für den Datensatz *Kugeln 1*.

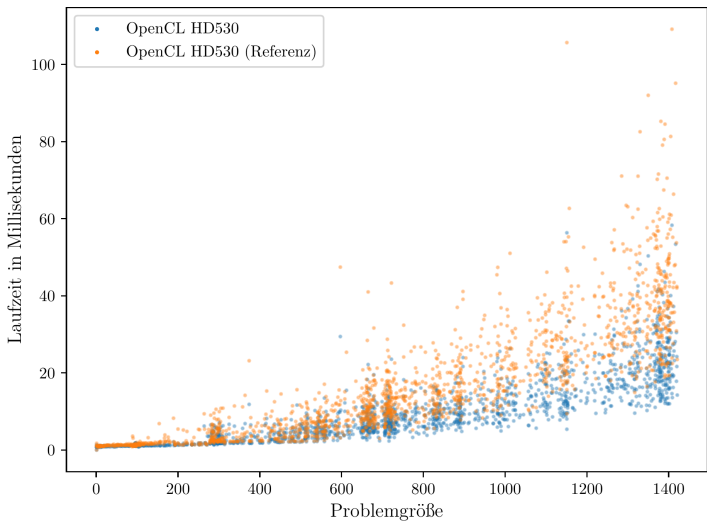


Abbildung 4.35: Benötigte Laufzeit auf einer HD530 GPU für den Datensatz *Kugeln 2*.

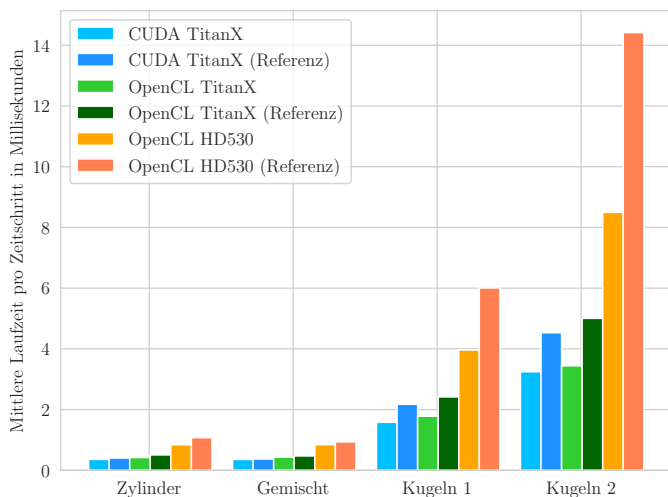


Abbildung 4.36: Vergleich der Laufzeiten des Auktionsalgorithmus mit und ohne die vorgestellten Weiterentwicklungen auf verschiedenen GPUs und unter Verwendung verschiedener Programmieretechniken.

Tabelle 4.4: Erzielte Ergebnisqualitäten beim Einsatz des Auktionsalgorithmus. Der weiterentwickelte Algorithmus erzielt die gleiche Ergebnisqualität wie die Referenzimplementierung. Die Ergebnisse gelten für alle Hardwarevarianten und Programmieretechniken.

Datensatz	Korrekte Tracks	
	Referenz	Vorgestellt
Zylinder	100.0%	100.0%
Gemischt	99.8%	99.8%
Kugeln 1	99.2%	99.2%
Kugeln 2	99.9%	99.9%

Das MOT wurde als Punkt-Tracking-System mit harten Assoziationsentscheidungen realisiert. Als Dynamikmodell wurde ein Kalman Filter mit CV Modell ausgewählt. Für die Verwaltung der Tracks wurde ein Scoring-System umgesetzt, welches auch bei temporären Fehlern in der Bildauswertung eine robuste Verfolgung der Partikel ermöglicht.

Es erfolgte die Evaluation konventioneller Algorithmen für die Lösung des Zuordnungsproblems auf Basis simulativ erzeugter Datensätze eines Sortierprozesses. Der Einsatz eines GNN Löser ergab dabei eine hohe Ergebnisqualität. Für einen LNN Löser konnte insbesondere bei den herausfordernden Datensätzen lediglich eine unbefriedigende Ergebnisqualität festgestellt werden. Ebenfalls wurde aufgezeigt, dass die benötigten Laufzeiten für den GNN Löser bei steigenden Problemgrößen und somit wirtschaftlich relevanten Materialdurchsätzen der einzuhaltenden festen Echtzeitbedingung nicht gerecht werden. In der Konsequenz wurden zwei alternative Ansätze zur Laufzeitreduktion vorgeschlagen.

Der erste Ansatz sieht eine adaptive Algorithmenauswahl zur Laufzeit zur Lösung des Zuordnungsproblems vor. Für die experimentelle Validierung wurden die beiden in der vorherigen Betrachtung berücksichtigten konventionellen Algorithmen als Auswahlmöglichkeiten in Betracht gezogen. Die Ergebnisse zeigen, dass der Ansatz es ermöglicht, die Chance auf Einhaltung der festen Echtzeitbedingung zu steigern. Nachteilig an dem Verfahren ist jedoch, dass eine systematische Wahl des Schwellenwertes für den Algorithmenwechsel nur bedingt möglich ist. Dies begründet sich in der Erkenntnis, dass durch die Verwendung eines schnelleren, in der Ergebnisqualität unterlegenen Algorithmus die Problemgröße durch die Erzeugung zusätzlicher, fehlerhafter Tracks künstlich gesteigert werden kann. Diese nachteilige Situation mindert nicht nur die Ergebnisqualität, sondern führt letztendlich auch zu erhöhten Laufzeiten.

Der zweite Ansatz besteht aus einer hochgradig parallelisierten Version des Auktionsalgorithmus für eine GPU. Durch eine Anpassung der Datenstrukturen sowie der Reduktion von Synchronisierungspunkten mit der CPU konnte eine deutliche Reduktion der Laufzeiten im Vergleich mit einer ebenfalls auf einer GPU basierenden Referenzimplementierung nachgewiesen werden. Zudem erzielt der Algorithmus für alle betrachteten Datensätze eine hohe Ergebnisqualität von mindestens 99,2 % korrekter Tracks. Durch den Einsatz einer integrierten GPU kann das Zuordnungsproblem bereits für deutlich größere Problemgrößen im Vergleich zu den konventionellen Algorithmen in für

die sensorgestützte Schüttgutsortierung akzeptablen Laufzeiten gelöst werden. Durch den Einsatz einer leistungsstarken dedizierten GPU können die Laufzeiten zusätzlich reduziert werden. Hinsichtlich letzterem muss für den industriellen Einsatz jedoch die typischerweise höhere Leistungsaufnahme und somit auch Abwärme berücksichtigt werden.

Die vorgestellten Ansätze zur Beschleunigung der Lösung des Zuordnungsproblems sind nicht nur für das MOT bzw. die sensorgestützte Schüttgutsortierung relevant, sondern bieten ein beschleunigtes Verfahren unabhängig von dem Einsatzgebiet und lassen sich z. B. für entsprechende Probleme aus dem Bereich Logistik einsetzen.

5 Bildfolgenauswertung für Kalibrierungs- und Systemanalyseverfahren zur verbesserten Systemauslegung

Aufgrund der vielen Möglichkeiten hinsichtlich der Auswahl von Systemkomponenten und deren Parametrisierung, z. B. des Transportmechanismus, bedarf es für sensorgestützte Sortiersysteme einer Möglichkeit für den systematischen Vergleich verschiedener Systemauslegung. Dies gilt sowohl für Systeme entsprechend dem Stand der Forschung und Technik als auch den in dieser Arbeit vorgestellten Entwicklungen. Hierdurch wird ebenfalls die Basis geschaffen, die Parametrisierung eines Sortiersystems gezielt zu optimieren. Erfolgt die Bewertung einer Systemauslegung kontinuierlich während eines Sortierprozesses, kann gar auf sich ändernde Beschaffenheiten des Materialstroms, z. B. eine Änderung der Korngrößenverteilung, reagiert und die Parametrisierung adaptiert werden. Der Materialtransport ist dabei ein wesentlicher Schritt und hat starken Einfluss auf die Sortierqualität.

Dieses Kapitel widmet sich der Untersuchung von Forschungsfrage (C):

Können bestehende Systemauslegungen durch Ermittlung von Bewegungsinformation bewertet und deren Parametrisierung verbessert werden, so dass auch online eine Selbst-Optimierung des Sortiersystems möglich wird?

Eine quantitative Beschreibung des Bewegungsverhaltens ermöglicht ebenfalls eine Abschätzung des Potenzials der Bildfolgenauswertung für die verbesserte Materialausschleusung und die Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegungsinformation. In beiden Fällen ist hierbei die Homogenität der Bewegung einzelner Partikel zueinander entscheidend. Daher ist die vergleichende

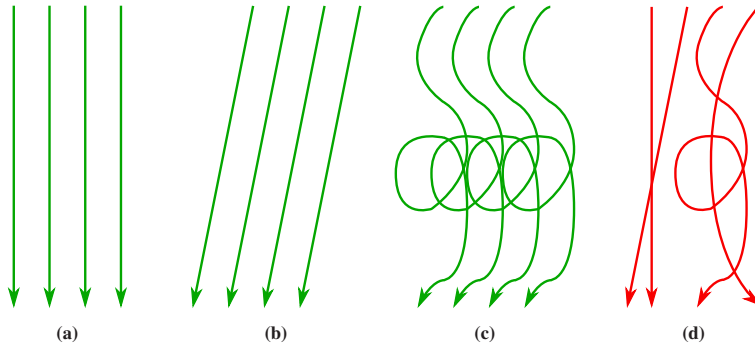


Abbildung 5.1: Schematische Darstellung möglicher Bewegungsmuster von Partikeln im Materialstrom. Die Beispiele in (a) bis (c) zeigen Muster, welche mit globaler Parametrisierung mit Systemen entsprechend dem Stand der Forschung und Technik gehandhabt werden können, da die Partikel eine homogene Bewegung aufweisen. Das in (d) aufgezeigte Beispiel enthält diese Eigenschaft nicht, wodurch es zu potentiellen Fehlern in der Materialtrennung kommen kann. Andererseits lässt sich für (a) bis (c) annehmen, dass keine Materialcharakterisierung auf Basis der Bewegung möglich ist, da sich alle Partikel gleich bewegen. Für (d) trifft dies nicht zu, eine Materialcharakterisierung auf Basis der Bewegung ist potentiell möglich.

Analyse aller in einem Materialstrom auftretenden Bewegungen relevant, die Betrachtung eines Einzelpartikels gibt keine Aufschlüsse.

Potential für die verbesserte Materialausschleusung Die zu prüfende Hypothese für die verbesserte Ausschleusung ist, dass der Nutzen der Bildfolgenauswertung mit zunehmender Inhomogenität der Bewegung der Objekte zunimmt. Systeme gemäß dem Stand der Forschung und Technik, also mit Verwendung einer zeilenscannenden Sensorik und ohne partikelindividuelle Bewegungsinformation, werden hinsichtlich der erwarteten Bewegung zwischen Detektion und Trennung global, also für alle Partikel gleich, parametrisiert. Dieses Vorgehen ist nur erfolgreich solange die Bewegung aller Partikel gleich ist. Die konkrete Ausprägung der Bewegung spielt jedoch keine Rolle. Der Sachverhalt wird anhand von Abbildung 5.1 schematisch verdeutlicht. Abbildungen 5.1a bis 5.1c zeigen Beispiele homogener Bewegungen, ein Beispiel inhomogener Bewegungen ist in Abbildung 5.1d dargestellt.

Potential für die Materialcharakterisierung Für die verbesserte Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegungsinformation wird angenommen, dass das Verfahren auf Unterschiede im Bewegungsverhalten angewiesen ist. Bewegen sich alle Objekte gleich, wie in Abbildungen 5.1a bis 5.1c dargestellt, kann keine Unterscheidung auf Basis des Bewegungsverhaltens gelingen. Unterschiede in der Bewegung einzelner Partikel, wie in Abbildung 5.1d beispielhaft visualisiert, sind daher Voraussetzung für den potentiellen Erfolg des Verfahrens.

Im Folgenden werden diese Fragestellungen beispielhaft anhand ausgewählter Szenarien untersucht. Um das Bewegungsverhalten in einem realen Sortiersystem erfassen zu können, wird das in Abschnitt 3.1 vorgestellte Referenzsortiersystem in Abschnitt 5.1 um eine Flächenkamera und -beleuchtung für die Aufnahme von Bildfolgen erweitert. Die untersuchten Referenzsortieraufgaben werden darauf folgend in Abschnitt 5.2 beschrieben. Die experimentell erhobenen Daten werden abschließend in Abschnitt 5.3 analysiert und in Hinblick auf die genannten Fragestellungen vergleichend untersucht.

5.1 Erweiterung des Referenzsortiersystems um eine Flächenkamera und Flächenbeleuchtung

Um experimentelle Daten in Form von Bildfolgen von der Transportphase zu gewinnen wird das in Abschnitt 3.1 vorgestellte Referenzsortiersystem um eine Farbflächenkamera sowie eine geeignete Beleuchtung erweitert. Das verwendete Kameramodell ist *Bonito CL-400* von Allied Vision. Die Kamera verfügt über einen CMOS Sensor mit Global Shutter und bietet 2320×1726 Pixel bei einer Bildaufnahmefrequenz von maximal 192 Hz. Die Anordnung des Farbfilterarrays entspricht jener aus Abbildung 4.1. Es wird das gleiche Objektiv wie bei der Zeilenkamera, d. h. *Zeiss Classic lense Planar T 1.4/50 ZF.2*, eingesetzt. Die Farbflächenkamera ist zudem genau wie die Zeilenkamera aus Abschnitt 3.1 über eine Camera-Link-Schnittstelle an die Bilderfassungskarte des Typs *microEnable 4 series* des Herstellers *Silicon Software* an einen Computer angeschlossen. Zum Erreichen der vollen Datenrate werden jedoch zwei Ports benötigt.

Durch den realisierten Arbeitsabstand der Kamera ergibt sich für die Aufnahmen auf dem Förderband eine Ortsauflösung von ca. $76\ \mu\text{m}$ pro Pixel und auf der Rutsche von ca. $70\ \mu\text{m}$ pro Pixel. Beim Einsatz des Förderbandes überblickt die Kamera das Ende des Bandes, im Falle der Rutsche das Ende der Rutsche sowie einen kurzen Abschnitt der Freiflugphase. In Transportrichtung wird der Bildbereich voll ausgewertet, was in Beobachtungsstrecken von ca. 130 mm auf dem Förderband und ca. 120 mm auf der Rutsche resultiert. Quer zur Transportrichtung wird der Bereich entsprechend der Breite des Förderbands bzw. der Rutsche ausgeschnitten.

Die Beleuchtung des Kamerablickfelds erfolgt mittels einer LED Ringleuchte. Die Leuchte hat einen inneren Durchmesser von 210 mm und wird so positioniert, dass die Kamera möglichst mittig durch den inneren Ring blickt. Die homogene Ausleuchtung einer Fläche ist im Vergleich zu einer Zeile, welche über zwei LED Zeilenbeleuchtungseinheiten realisiert ist, technisch anspruchsvoller. So lassen sich Schattenwürfe durch die Objekte nicht vollständig vermeiden. Diese müssen durch die Bildauswertung robust als solche erkannt werden, um keinen Einfluss auf die Objektcharakterisierung zu haben. Abbildungen 5.2 und 5.3 zeigen die resultierenden Aufbauten. Wie zu sehen ist, wird in der Variante als Rutschensortierer zudem eine größere Rückwand eingesetzt, da sich so die einzelnen Komponenten flexibler positionieren lassen.

Für die Untersuchungen in Abschnitt 5.3 werden Bildfolgen an dem Sortiersystem aufgezeichnet und danach offline ausgewertet. Für die Aufzeichnung wird die Software *microDisplay* von *Silicon Software* eingesetzt. Diese ermöglicht das Speichern einer Sequenz von Bildern im Arbeitsspeicher. Die Aufnahmen werden als Grauwertbilder im Bayer-Muster gespeichert (vergleiche Abschnitt 4.1.1), und müssen nachträglich in Farbbilder umgerechnet werden.

5.2 Vorstellung der Referenzsortieraufgaben

Zu den entscheidendsten Faktoren für das Bewegungsverhalten zählen die mechanischen sowie geometrischen Eigenschaften der zu sortierenden Objekte als auch der eingesetzte Transportmechanismus. Für die Analyse der Objektbewegung werden daher zwei sich in diesen Eigenschaften stark unterscheidende Materialien berücksichtigt (siehe Abbildung 5.4). Beim ersten Material handelt es sich um Modellkörper aus Holz. Diese entsprechen den in Abschnitt 4.3.1

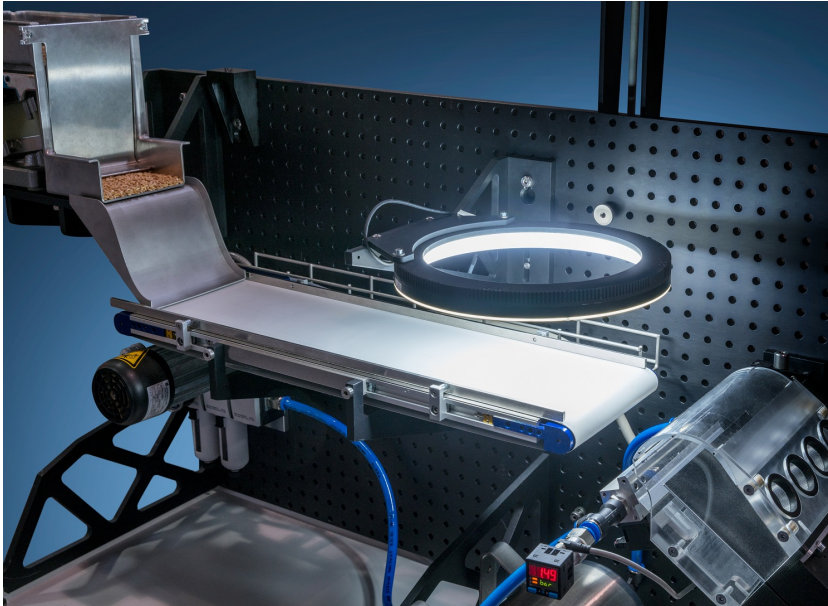


Abbildung 5.2: Foto des erweiterten Experimentalsystems als Bandsortierer mit Flächenkamera. Im Vergleich zu Abbildung 3.1 ist die neue Flächenbeleuchtung mittels eines Ringlichts zu sehen. Quelle: Fraunhofer IOSB

simulativ nachgebildeten Quadern. Die Quader sind in ihrer Geometrie einheitlich. Sowohl beim Transport mittels Förderband als auch mit Hilfe einer Rutsche kann empirisch festgestellt werden, dass die Quader vorwiegend auf der größeren Fläche aufliegen. Durch die Einfärbung eines Anteils der Modellkörper wird das Material künstlich in zwei Klassen, nämlich blaue und naturfarbene Quader, getrennt.

Beim zweiten Material handelt es sich um handelsübliche Trockenlinsen. Da es sich um ein natürliches Produkt handelt, unterscheiden sich die Linsen im Gegensatz zu den Holzquadern untereinander in ihrer Geometrie. Der Durchmesser der Linsen liegt im Mittel bei etwa 4 mm. Durch ihre ellipsoidartige Form können im Gegensatz zu den Quadern bei dieser Art von Produkten leichte Roll- und Taumelbewegungen während des Transports beobachtet werden. Auch teilweise anhaftende Hülsenrückstände könnten dieses Verhalten

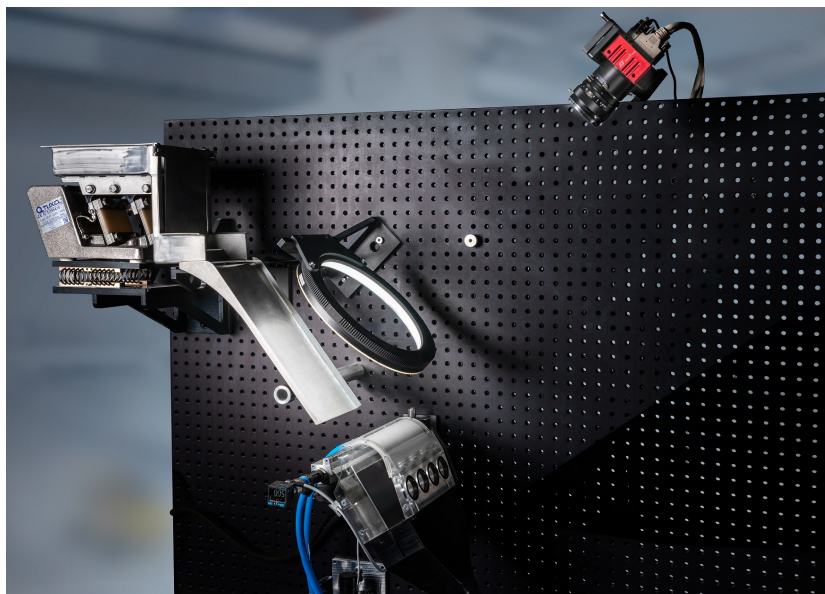


Abbildung 5.3: Foto des erweiterten Experimentalsystems als Rutschensortierer mit Flächenkamera und Ringlicht. Quelle: Fraunhofer IOSB



(a) Blau eingefärbte und naturfarbene Holzquader.



(b) Gelbe und rote Linsen.

Abbildung 5.4: Fotos der untersuchten Materialien. Quelle: Fraunhofer IOSB

potentiell begünstigen. Durch eine Mischung aus gelben und roten Linsen liegt ebenfalls eine künstliche Trennung in zwei Klassen vor.

Neben den zwei Materialien werden zusätzlich zwei Systemauslegungen berücksichtigt. Diese entsprechen den in Abbildungen 5.2 und 5.3 dargestellten Transportvarianten als Förderband und als Rutsche. Diese Transportvarianten haben gegenüber dem freien Fall den Vorteil, dass sie mehrere Beeinflussungsmöglichkeit zur Anpassung an ein vorliegendes Sortierproblem bieten, vergleiche Abschnitt 2.2.1. Daher wird der Transport mittels freiem Fall nicht in die Untersuchung miteinbezogen.

Die geometrischen Angaben zu den Komponenten sind in Abschnitt 3.1 zu finden. Die Rutsche wird auf einen Winkel von 54° eingestellt, für welchen empirisch ein guter Transport der Produkte ermittelt werden konnte. Wie bereits diskutiert wird generell angenommen, dass durch den Einsatz eines Förderbands die Relativbewegung einzelner Objekte zur Transportbewegung stark minimiert oder gar eliminiert wird, wodurch eine homogene Bewegung entsteht. Der Einsatz einer Rutsche birgt durch geringere Investitions- und Betriebskosten hingegen wirtschaftliche Vorteile. Durch die Reibung der Oberfläche mit den Objekten, welche entlang der Rutsche beschleunigen, ist jedoch eine größere Ausprägung der Relativbewegung und eine deutlich inhomogenere Bewegung zu erwarten. In Abschnitt 5.3 werden u. a. diese Annahmen überprüft.

5.3 Erfassung und Bewertung der Bewegung

Für die Bewegungsanalyse werden jeweils drei Bildfolgen, bestehend aus 2000 Bildern, für die verschiedenen Szenarien gewonnen. Durch die Bildwiederholrate von 192 Hz ergibt sich für eine Folge somit eine Aufnahmedauer von gut 10 s. Die Szenarien stellen Quader und Linsen jeweils auf dem Förderband und der Rutsche dar, woraus sich insgesamt 12 Sequenzen ergeben.

Nach der Umrechnung in Farbbilder wird für jedes Bild mittels pixelweiser Farbklassifikation eine Segmentierung vorgenommen, zusammenhängende Regionen als Partikel bestimmt und deren Flächenschwerpunkt berechnet (vergleiche Abschnitt 4.1). Im Anschluss wird das MOT-System aus Abschnitt 4.2 für die Objektverfolgung eingesetzt und die resultierenden Tracks gespeichert.

Eine visuelle Darstellung der Verarbeitungsschritte befindet sich in Abbildung 5.5.

Eine Messung wird dabei in Form von

$$\mathbf{p}_t := \begin{pmatrix} x_t \\ y_t \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

dargestellt, wobei t die Bildnummer kennzeichnet, aus welcher die Messung stammt. Mittels Lösung des Zuordnungsproblems werden diese zu einer Menge von Messungen eines Tracks, wie durch

$$\mathcal{T} := \{\mathbf{p}_{t_1}, \dots, \mathbf{p}_{t_n} \mid t_{n+1} - t_n = 1\} \quad (5.2)$$

ausgedrückt, zusammengefasst. Das in Abschnitt 4.2.2 eingeführte Scoring-System wird nicht angewandt, da in der weiterführenden Analyse nur möglichst robust verfolgte Partikel betrachtet werden sollen. Unter der Länge eines Tracks wird des Weiteren $|\mathcal{T}|$, also die Anzahl zugeordneter Messungen, verstanden. Die resultierenden Tracklängen für die verschiedenen Szenarien sind in Abbildung 5.6 dargestellt.

Die Darstellung in Abbildung 5.6 legt nahe, dass diverse Ausreißer, z. B. in Form sehr kurzer Tracks, existieren. Da die entsprechenden Tracklängen unplausibel erscheinen und auf Fehler in der Partikelerkennung oder -verfolgung hindeuten, werden die Daten in einem weiteren Schritt unter Annahme einer Normalverteilung bereinigt. Es werden jene Tracks verworfen, für welche

$$|\mathcal{T}_i| - \bar{\mathcal{T}} < 2\sigma_{\mathcal{T}} \quad (5.3)$$

nicht erfüllt ist, wobei $\bar{\mathcal{T}}$ die mittlere Länge und $\sigma_{\mathcal{T}}$ die Standardabweichung über alle ermittelten Tracks der entsprechenden Versuchsreihe bezeichnen. Durch die Wahl von 2σ verbleiben ca. 95% der aufgezeichneten Tracks. Die resultierenden Tracklängen der bereinigten Daten sind in Abbildung 5.7 visualisiert.

Als Grundlage zur Untersuchung der zu Beginn des Kapitels genannten Fragestellungen werden die Geschwindigkeiten für die Bewegungskomponenten in und quer zu der Transportrichtung ermittelt. Hierzu wird für jeden ermittelten Track die Differenz zwischen der Position der letzten und der ersten

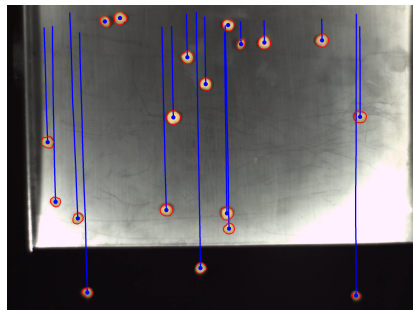
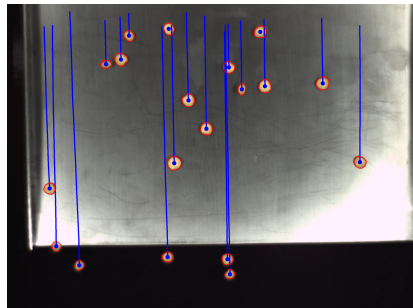
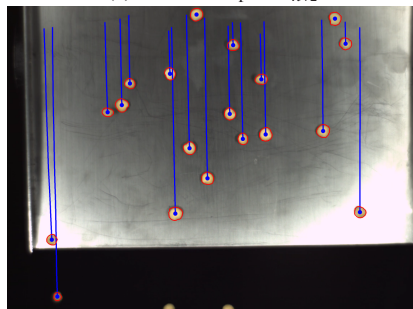
(a) Bild zum Zeitpunkt t_n (b) Bild zum Zeitpunkt t_{n+2} (c) Bild zum Zeitpunkt t_{n+4}

Abbildung 5.5: Drei Bilder von Linsen, wie vom System aufgezeichnet. Die Transportrichtung des Materials ist von oben nach unten. Die erkannten Partikel werden durch einen roten Rand hervorgehoben. Die blauen Kreise zeigen die aktuellen Schwerpunkte der Objekte an und die blauen Linien die Bahnen, denen die Partikel bisher gefolgt sind.

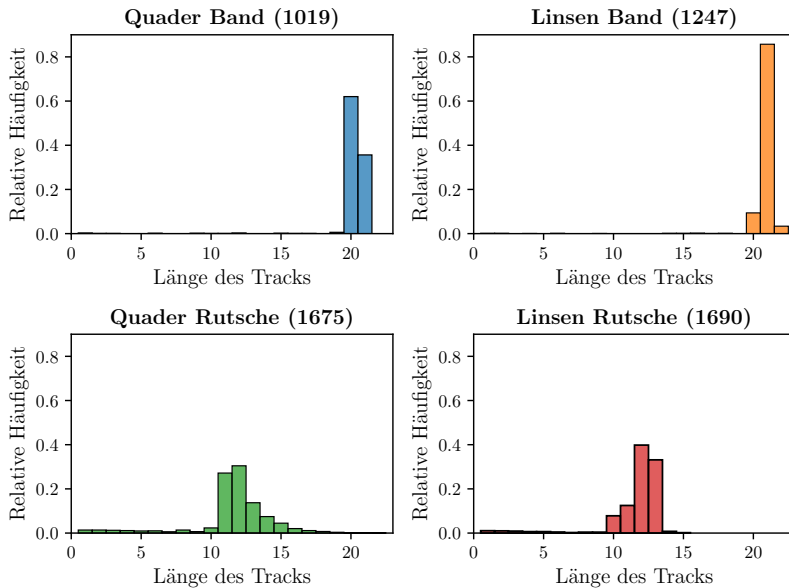


Abbildung 5.6: Histogramme über die Längen der ermittelten Tracks für die einzelnen Versuchsreihen. Die drei Sequenzen pro Material und Transportmechanismus wurden hierbei zusammengefasst. Hinter der Versuchsbezeichnung ist die Menge an erzeugten Tracks in Klammern angegeben.

Messung gebildet, durch die Anzahl an vergangenen Zeitschritten geteilt und mit der Frequenz der Kamera multipliziert, wodurch pro Track eine mittlere Geschwindigkeit pro Sekunde über den Beobachtungszeitraum entsteht:

$$\bar{v} := \frac{\mathbf{p}_{t_n} - \mathbf{p}_{t_1}}{|\mathcal{T}|} \cdot 192. \quad (5.4)$$

Bei den Geschwindigkeiten quer zur Transportrichtung \mathbf{v}_x können hierbei sowohl positive als auch negative Werte entstehen. Beim Blick gegen die Transportrichtung entsprechen negative Werte hierbei einer Bewegung nach links und positive Werte einer Bewegung nach rechts. Negative Geschwindigkeiten in Transportrichtung \mathbf{v}_y kommen erwartungsgemäß nicht vor. Für die resultierenden Geschwindigkeiten wird des Weiteren eine Normalverteilung

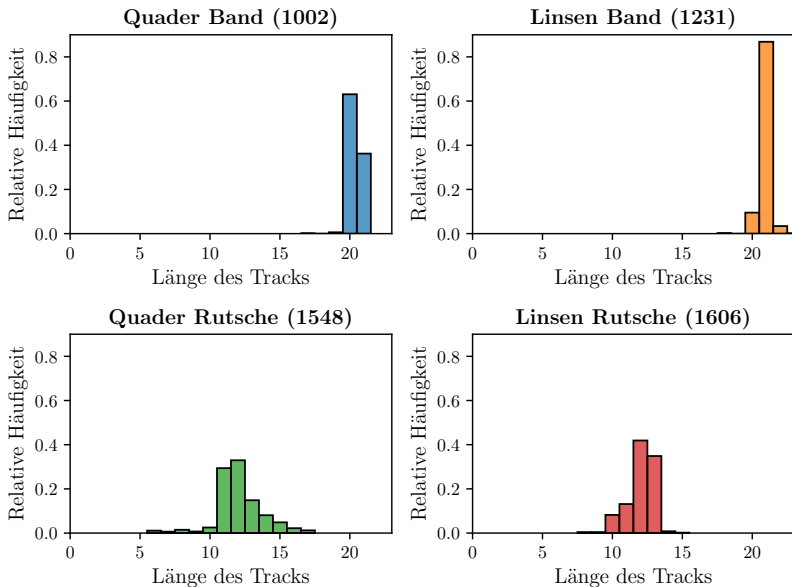


Abbildung 5.7: Histogramme über die Längen der ermittelten und bereinigten Tracks für die einzelnen Versuchsreihen analog zu Abbildung 5.6. Die Anzahl der Tracks ist durch die Bereinigung entsprechend reduziert.

lung angenommen. Die resultierenden statistischen Merkmale Mittelwert und Standardabweichung sind für die verschiedenen Versuchsreihen in Tabelle 5.1 festgehalten. Einen detaillierten Einblick in die einzelnen Messwerte bieten die Visualisierungen in Abbildungen 5.8 bis 5.11, in welchen neben den einzelnen Messwerten auch die resultierenden Konfidenzintervalle als Ellipsen für 3σ dargestellt sind.

Die erhobenen Daten werden zunächst für einen Vergleich der berücksichtigten Materialien betrachtet. Aus Tabelle 5.1 sowie Abbildungen 5.8 und 5.9 wird deutlich, dass für beide Materialien beim Transport auf dem Förderband für beide Richtungskomponenten nur eine sehr geringe Streuung vorliegt. Die Form der Konfidenzellipsen deutet zudem auf keine oder lediglich sehr schwach ausgeprägte Korrelation zwischen beiden Messgrößen hin. Der Einfluss der Materialien auf das Bewegungsverhalten ist also sehr schwach ausgeprägt.

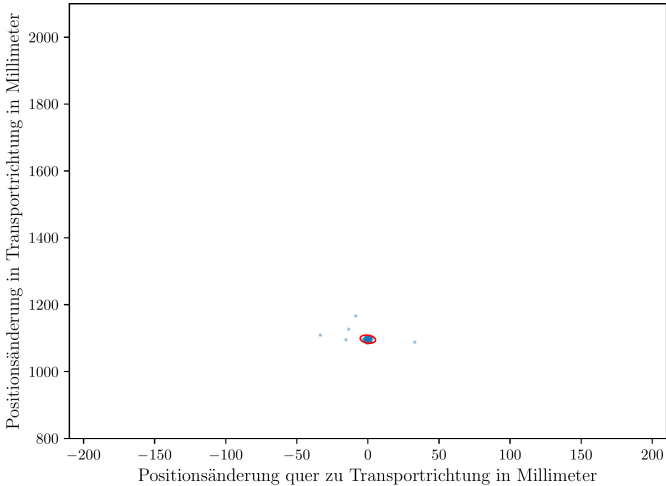


Abbildung 5.8: Ermittelte Positionsänderungen pro Sekunde der einzelnen Tracks und Konfidenzellipse für Quader auf dem Förderband.

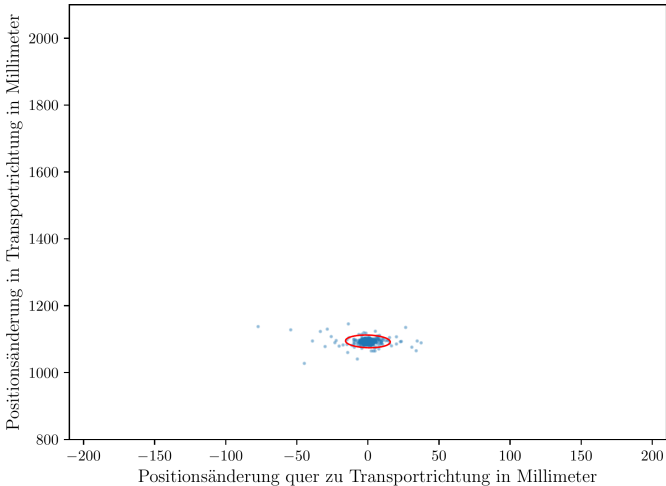


Abbildung 5.9: Ermittelte Positionsänderungen pro Sekunde der einzelnen Tracks und Konfidenzellipse für Linsen auf dem Förderband.

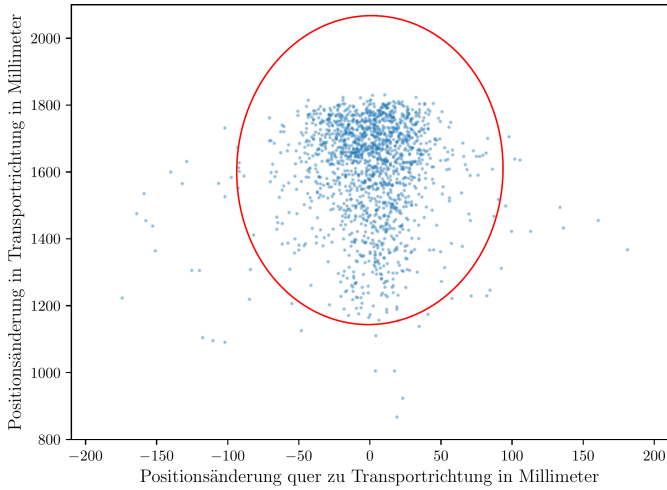


Abbildung 5.10: Ermittelte Positionsänderungen pro Sekunde der einzelnen Tracks und Konfidenzellipse für Quader auf der Rutsche.

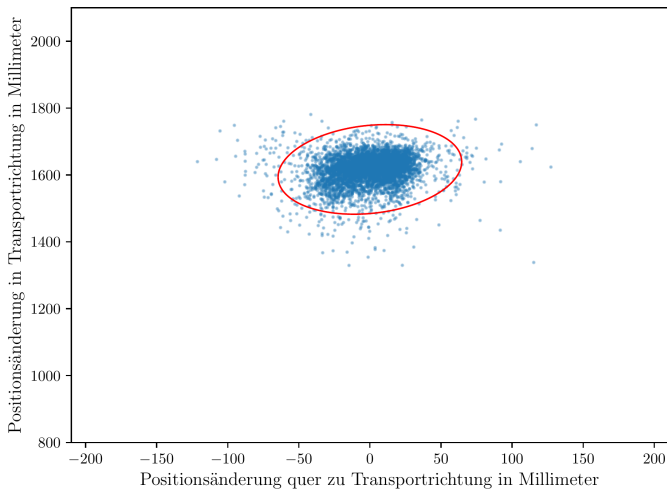


Abbildung 5.11: Ermittelte Positionsänderungen pro Sekunde der einzelnen Tracks und Konfidenzellipse für Linse auf der Rutsche.

Tabelle 5.1: Empirische Mittelwerte und Standardabweichungen zur Bewegung der Partikel in Millimeter pro Sekunde in den betrachteten Versuchsreihen.

	Transport Material	\bar{v}_x	s_{v_x}	\bar{v}_y	s_{v_y}
Band	Quader	0,00	1,82	1.096,91	4,07
	Linsen	-0,04	5,25	1.093,25	6,34
Rutsche	Quader	21,32	31,21	1.605,48	153,94
	Linsen	25,82	20,48	1.621,12	42,06

Um den theoretischen Fehler in der Ausschleusung zu ermitteln, muss eine Distanz d zwischen Erfassung und Trennung angenommen werden. Dies wird beispielhaft für die Streuung in Transportrichtung betrachtet. Die Parametrisierung der Verzögerungszeit für Sortiersysteme gemäß dem Stand der Forschung und Technik ergibt sich aus

$$\frac{d}{\bar{v}_y}. \quad (5.5)$$

Um eine ca. 99 % sichere Ausschleusung zu realisieren, muss eine Toleranz Δt gegeben sein, so dass

$$\frac{d}{\bar{v}_y} - \frac{\Delta t}{2} < \frac{d}{\bar{v}_y \pm 3\sigma_{v_y}} < \frac{d}{\bar{v}_y} + \frac{\Delta t}{2} \quad (5.6)$$

erfüllt ist. Die Realisierung einer solchen Toleranz kann über die in Abschnitt 3.2.2 erläuterte Aufweitung der Ausblasfenster erzielt werden. Die kleinstmögliche Toleranz ergibt sich dann nach

$$\Delta t_{\min} = \left| \frac{2d}{\bar{v}_y + 3\sigma_{v_y}} - \frac{2d}{\bar{v}_y} \right| \quad (5.7)$$

oder alternativ die maximal zulässige Distanz bei gegebenem Δt nach

$$d_{\max} = \frac{\Delta t \bar{v}_y (\bar{v}_y + 3\sigma_{v_y})}{6\sigma_{v_y}}. \quad (5.8)$$

Unter Annahme einer exemplarischen Distanz von 40 mm ist für beide Materialien $\Delta t = 1$ ms hierfür ausreichend – ein Wert, welcher in der Praxis unter Verwendung der in Abschnitt 3.1 vorgestellten elektrischen Ventilansteuerung ohnehin nicht unterschritten werden kann. Gleiches gilt bei Betrachtung der Streuung der Bewegung quer zur Transportrichtung, wenn eine übliche Ortsauflösung der Schnellschaltventile berücksichtigt wird (vgl. Abschnitt 3.1). Aufgrund der ermittelten geringen Streuung kann daher ein geringer Fehler in der Materialausschleusung bei Sortiersystemen gemäß dem Stand der Forschung und Technik erwartet werden. Der zu erwartende Mehrwert durch den Einsatz von Bildfolgenauswertung für die verbesserte Materialausschleusung fällt entsprechend gering aus. Beim Vergleich der Materialien auf der Rutsche anhand von Tabelle 5.1 bzw. Abbildungen 5.10 und 5.11 kann jedoch insbesondere bei der Streuung der Geschwindigkeiten in Transportrichtung ein klarer Unterschied festgestellt werden. Die Streuung ist bei den Quadern um ein Vielfaches stärker ausgeprägt als bei den Linsen, was auf einen höheren Gleitreibungskoeffizienten hindeutet.

Vergleicht man die Daten hinsichtlich des eingesetzten Transportmechanismus lässt sich eindeutig feststellen, dass die Versuchsreihen mit Rutsche eine deutlich größere Streuung als jene mit einem Förderband aufweisen. Dies unterstützt die These, dass mittels Förderband ein gleichmäßigeres Bewegungsverhalten erzeugt wird. Anhand von Gleichung (5.7) lässt sich feststellen, dass bei einer exemplarischen Distanz von 40 mm für die Quader beim Einsatz des Förderbands ein Δt von ca. 1 ms ausreichend ist, während auf der Rutsche etwa 11 ms für eine sichere Ausschleusung notwendig sind. Auch für die Linsen wird in diesem Fall ein höherer Wert von ca. 4 ms benötigt. Dies deutet darauf hin, dass bei der Sortierung mit Systemen entsprechend dem Stand der Forschung und Technik große Ausblasfenster gewählt werden müssen, um eine sichere Ausschleusung zu gewährleisten. In der Konsequenz steigt hierdurch jedoch das Risiko fälschlich ausgeschleuster Partikel, also eine Erhöhung von FP (vergleiche Abschnitt 2.4). Insgesamt kann daher für die Sortieraufgaben auf der Rutsche ein großes Fehlerpotential bei der Trennung bei Sortiersystemen gemäß dem Stand der Forschung und Technik und ein entsprechend hoher zu erwartender Mehrwert durch den Einsatz von Bildfolgenauswertung für die verbesserte Materialausschleusung angenommen werden.

Für die Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegungsverhalten scheinen die betrachteten Szenarien auf dem Förderband ebenfalls wenig vielverspre-

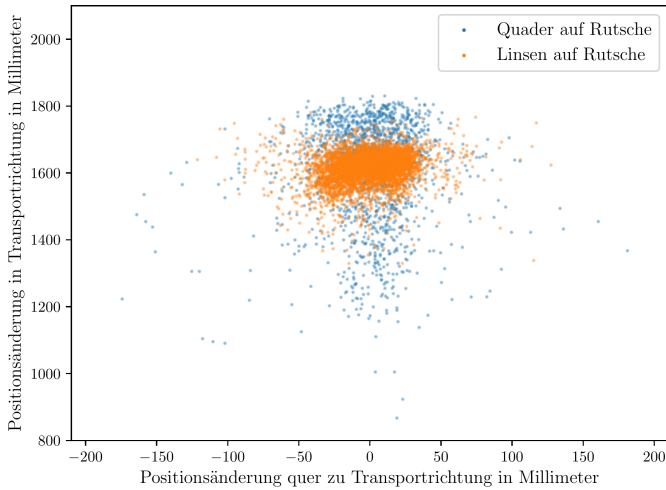


Abbildung 5.12: Vergleichende Darstellung der Positionsänderungen von Quadern und Linsen auf der Rutsche.

chend, da die Objekte eine sehr homogene Bewegung aufweisen. Um eine Einschätzung für die Versuchsreihen auf der Rutsche zu ermöglichen, sind die erhobenen Daten aus Abbildungen 5.10 und 5.11 in Abbildung 5.12 vergleichend dargestellt. Qualitativ betrachtet, lässt sich auf Basis dieser Darstellung bereits bewerten, dass eine Unterscheidung allein auf Basis der mittleren Geschwindigkeiten nur geringe Erfolgsaussichten hat. In Kapitel 7 werden daher neue Verfahren zur Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegungsverhalten vorgestellt.

5.4 Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse

In diesem Kapitel wurde ein Verfahren zur Erfassung und quantitativen Beschreibung des Transportverhaltens von Materialströmen in der sensorgestützten Schüttgutsortierung vorgestellt. Hierzu wurde das in Kapitel 3 vorgestellte Referenzsortiersystem um eine Flächenkamera sowie eine geeignete Beleuch-

tung erweitert. Die Flächenkamera wurde im Sinne einer Analysesensorik betrieben und für die Beobachtung des Materialstroms während der Transportphase positioniert.

Für die Untersuchung wurden zwei Referenzsortieraufgaben vorgestellt, welche auch im folgenden Kapitel aufgegriffen werden. Bei den Materialien handelt es sich um Holzquader mit homogener Geometrie und Linsen, welche als natürliches Produkt in ihrer Form variieren. In beiden Fällen lassen sich die Produkte anhand ihrer Färbung in je zwei Klassen unterteilen. Diese Unterscheidung spielte für die Untersuchung in diesem Kapitel keine Rolle, wird jedoch für die Definition des Sortierkriteriums in Kapitel 6 genutzt.

Für beide Referenzsortieraufgaben wurden unter Verwendung der Transportvarianten Förderband und Rutsche Bildfolgen der Transportphase gewonnen. Mittels der in Kapitel 4 vorgestellten Verfahren wurden aus diesen Bildfolgen Tracks extrahiert. Auf Basis der jeweils zugeordneten Messungen wurden partikelindividuelle Geschwindigkeiten berechnet. Die Analyse der Streuung der Geschwindigkeiten der unterschiedlichen Partikel ergab, dass das Bewegungsverhalten auf dem Förderband für beide Materialien sehr uniform ausgeprägt ist. Auf der Rutsche ergab sich für beide Referenzsortieraufgaben jedoch eine vergleichsweise hohe Streuung. Die Streuung der Geschwindigkeiten in Transportrichtung fiel dabei höher aus als die Streuung der Geschwindigkeiten quer zur Transportrichtung.

Es wurde ein Verfahren vorgestellt, welches anhand der Streuung der Geschwindigkeiten in Transportrichtung eine systematische Auslegung der Ausblasfenster zur Erzielung einer gewünschten Trennschärfe ermöglicht. Durch eine fortlaufende Ermittlung der Geschwindigkeitsstreuung ließe sich damit perspektivisch die Parametrisierung der Ausblasfenster während eines Sortierbetriebs automatisiert anpassen und somit die Sortiereffizienz optimieren.

6 Bildfolgenauswertung für eine verbesserte Materialausschleusung

Bei der sensorgestützten Schüttgutsortierung erfolgt die Lokalisierung einzelner Objekte während der sensorischen Erfassung und damit zeitlich vor der Separation. Bei Sortiersystemen entsprechend dem Stand der Forschung und Technik steht aufgrund der Verwendung eines zeilenscannenden Sensors für jedes Objekt nur eine einzige Positionsmessung zur Verfügung. Daher können keine Informationen über die Bewegung eines Objektes abgeleitet werden. Um jedoch Objekte, die aus dem Strom entfernt werden sollen, sicher ablenken zu können, muss vorhergesagt werden, wann und wo sie die Separationsphase erreichen werden. Dies geschieht, indem für alle Partikel eine konstante Verzögerungszeit zwischen sensorischer Erfassung und Trennung angenommen wird. Trifft diese Annahme für ein Objekt nicht zu, da eine Abweichung von der parametrisierten Verzögerungszeit oder eine Bewegung quer zur Transportrichtung existiert, kann dies zu einem Fehler bei der Separation führen. Hierfür genügen je nach System bereits wenige Millimeter bzw. Millisekunden Abweichung.

Zur Minimierung dieses Fehlers sind im Wesentlichen zwei Maßnahmen bekannt:

1. **Reduktion der Latenz.** Dies kann erzielt werden, indem die Inspektionslinie örtlich so nah wie möglich an der Separationsstufe platziert wird. Obwohl die Reaktionszeiten von Sensoren und Verarbeitungssystemen aufgrund neuer Entwicklungen immer kürzer werden, kann der Abstand jedoch nicht beliebig minimiert werden. Aufgrund der festen Echtzeitanforderungen muss die Datenverarbeitung – auch in Zeiten hoher Systembelastung bedingt durch hohe Belegungsdichte – abgeschlossen sein, bevor das Material die Separationsstufe passiert.

2. **Verwendung großer Ausblasfenster.** Hierdurch werden mehr Düsen länger als vermeintlich benötigt aktiviert, um die Wahrscheinlichkeit einer erfolgreichen Ausschleusung zu erhöhen. Dies erhöht jedoch das Risiko, dass andere Objekte fälschlicherweise mit abgelenkt werden. Zudem steigt durch diese Maßnahme der Druckluftbedarf, wodurch die Betriebskosten steigen.

Dieses Kapitel widmet sich der Untersuchung von Forschungsfrage (B):

Lassen sich durch Nutzung von Bewegungsinformation präzisere Steuersignale für die Materialausschleusung berechnen, was eine völlig neue Qualität der Sortierung ermöglichen würde?

Die Bildfolgenauswertung wird als neues Verfahren zur Kompensation ungenügender Materialberuhigung untersucht. Es erfolgt die experimentelle Untersuchung der Sortierqualität bei Einsatz der Bildfolgenauswertung inklusive MOT unter Nutzung des in Abschnitt 5.1 um eine Flächenkamera erweiterten, experimentellen Sortiersystems [Mai+21a]. Die erzielten Ergebnisse werden mit der jeweiligen, ebenfalls experimentell ermittelten Sortierqualität bei Nutzung des Referenzsortiersystems mit Zeilenkamera aus Abschnitt 3.1 verglichen. Als Referenzsortierprobleme dienen die in Abschnitt 5.2 vorgestellten Szenarien.

Das Verfahren zur Nutzung der Bewegungsinformation für die Ansteuerung der Separation wird in Abschnitt 6.1 erläutert. Anschließend werden die Konfigurationen der Sortiersysteme, welche für den experimentellen Vergleich genutzt werden, in Abschnitt 6.2 beschrieben. Das angewandte Bewertungsschema, die Versuchsbeschreibung und Ergebnisdiskussion folgt in Abschnitt 6.3.

6.1 Nutzung partikelindividueller Bewegungsinformation zur Separationssteuerung

Für die Realisierung eines bildfolgenerweiterten Sortiersystems wird die entwickelte und in Kapitel 4 beschriebene Software für den Einsatz online am System ertüchtigt und erprobt. Die Bildvorverarbeitung setzt sich aus der Bildhomogenisierung, dem Demosaicing, einer Konvertierung aus dem RGB in

den HSI-Farbraum, sowie einer pixelweisen Farbklassifikation auf Basis von drei Intervallen, jeweils für den Farbwert, die Farbsättigung und den Hellwert, zusammen. Darauf folgt die ebenfalls in Kapitel 4 beschriebene Bildverarbeitung sowie das vorgestellte MOT. Als Löser für das Zuordnungsproblem wird der in Abschnitt 4.3.4 vorgestellte Auktionsalgorithmus auf einer GPU eingesetzt.

Für den Sortierbetrieb schätzt das MOT-System in jedem Zeitschritt die verbleibende Zeit bis ein Objekt die Separationsphase erreicht. Die Position der Separationseinheit wird hierfür als imaginäre Bildzeile dargestellt. Die Zeilennummer entspricht dabei der Pixelzeile, in welcher sich die Reihe von Düsen befinden würde, wenn das Bild bis dort reichen würde. Unterschreitet der so geschätzte Zeitabstand einen parametrisierbaren Schwellenwert, wird der geschätzte Zeitpunkt sowie die Position quer zur Transportrichtung, an der das Objekt die Separation erreicht, berechnet und letztendlich per CAN-Bus die Ventile entsprechend angesteuert. Dieser Schwellenwert wird anhand von

$$\theta := k \cdot t_{\text{Bild}} \quad (6.1)$$

als Vielfaches des zeitlichen Abstands zwischen zwei Bildern definiert. Er ist erforderlich, da das Ausblasfenster mit einem gewissen Vorlauf übertragen werden muss, um die durch die Übertragung selbst verursachte Verzögerung sowie die Reaktionszeit der Schnellschaltventile zu kompensieren. Dieser Vorlauf sollte einerseits so klein wie möglich gewählt werden, damit möglichst viel und aktuelle Information in das Bewegungsmodell einfließen kann, wodurch wiederum die Vorhersagegenauigkeit gesteigert wird. Andererseits muss sichergestellt werden, dass der Vorlauf groß genug gewählt wird, damit die feste Echtzeitbedingung eingehalten werden kann.

Nach Unterschreitung von θ werden für den entsprechenden Track so lange Filterschritte, also Prädiktionen mittels des Dynamikmodells, durchgeführt, bis eine Koordinate auf oder hinter der Bildzeile, in welcher sich die Separationseinheit befindet, ermittelt wird. Wird diese nicht getroffen, wird zwischen der letzten Prädiktion vor und der ersten danach linear interpoliert. Das Ausblasfenster entspricht dann dem achsenparallelen umschließenden Rechteck mit der ggf. interpolierten Prädiktion als Mittelpunkt sowie ggf. einer parametrisierten Aufweitung.

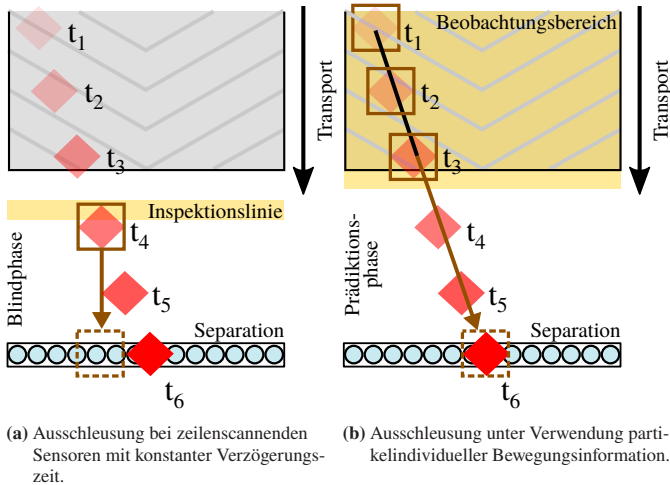


Abbildung 6.1: Schematischer Vergleich zwischen der Bestimmung der Ausblasfenster bei der Verwendung zeilenscannender Sensoren mit konstanter Verzögerungszeit und der Verwendung partikelindividueller Bewegungsinformation.

Ein schematischer Vergleich zwischen der Bestimmung der Ausblasfenster bei der Verwendung zeilenscannender Sensoren mit konstanter Verzögerungszeit und der Verwendung partikelindividueller Bewegungsinformation ist in Abbildung 6.1 dargestellt. Die experimentell zu überprüfende Hypothese ist demnach, ob durch die Verwendung einer eigenen Parametrisierung des Bewegungsmodells pro Partikel Bewegungen quer zur Haupttransportrichtung sowie Unterschiede in der Geschwindigkeit in Transportrichtung detektiert und für die Ausschleusung genutzt werden können.

6.2 Parametrisierung der Sortiersysteme und Vorstellung des Bewertungsschemas

Um experimentell einen relativen Vergleich hinsichtlich der Leistungsfähigkeit der Materialausschleusung zwischen dem Referenzsortiersystem und dem experimentellen Sortiersystem mit Bildfolgenauswertung zu ermöglichen, müs-

sen für beide Systeme möglichst gleiche Rahmenbedingungen realisiert werden. Im Folgenden werden die relevanten Parameter benannt und ihre Ausprägung für die Versuche erläutert.

6.2.1 Parameter für die Zuführung und den Materialtransport

Eine vorbereitete Materialcharge wird mittels Linearschwingförderer dem Sortiersystem zugeführt. Der Massenstrom des Materials hängt von der Amplitude des Linearschwingförderers sowie dem Fließverhalten des Materials ab. Eine Abbildung der dimensionslosen Förderstufen, wie sie mit Hilfe des Potentiometers eingestellt werden können (vergleiche Abschnitt 3.1) auf den resultierenden Massenstrom wird mittels einer Waage für beide Materialien ermittelt. Die Waage wird hierzu an einen Computer angeschlossen und das aktuelle Gewicht bei einer Aktualisierungsrate von ca. 18 Hz für verschiedene Förderstufen aufgezeichnet. Als Transportvarianten werden das in Abschnitt 3.1 beschriebene Förderband mit einer Laufgeschwindigkeit von ca. $1,1 \text{ m s}^{-1}$ sowie die Rutsche mit einem Winkel von 54° eingesetzt. Dies entspricht den ebenfalls in Kapitel 5 verwendeten Einstellungen.

6.2.2 Parameter für die Bildaufnahme und -auswertung

Hinsichtlich der Bildaufnahmeparameter ergeben sich zwangsläufig Änderungen zwischen beiden Systemen, da jeweils eine eigene Kamera eingesetzt wird. Die Aufnahmezeit der Zeilenkamera wird in beiden Szenarien auf 7692 Hz eingestellt, was einem zeitlichen Abstand von $130 \mu\text{s}$ zwischen zwei Zeilen entspricht. Daraus ergibt sich unter Berücksichtigung der in Tabelle 5.1 genannten mittleren Geschwindigkeiten auf dem Förderband eine örtliche Auflösung in Transportrichtung von ca. $143 \mu\text{m}$ und auf der Rutsche von ca. $208 \mu\text{m}$. Die erzielte Ortsauflösung quer zur Transportrichtung liegt auf dem Förderband bei ca. $278 \mu\text{m}$ und auf der Rutsche bei ca. $360 \mu\text{m}$. Die Bildwiederholrate der Flächenkamera wird im Vergleich zu den in Kapitel 5 durchgeführten Versuchen auf 93 Hz reduziert, da bei dieser Aufnahmezeit der maximale Datendurchsatz bei der Bildvorverarbeitung auf der Bilderfassungskarte

erreicht wird. Die Ortsauflösungen entsprechen den in Kapitel 5 gemachten Angaben von ca. 76 μm auf dem Förderband und ca. 70 μm auf der Rutsche.

Die Objektklassifizierung erfolgt für beide Materialien anhand der Farbe. Hierzu werden zusätzlich zum Hintergrund zwei Farbklassen mittels der zu Beginn dieses Kapitels erläuterten Schwellen definiert, welche im Zuge der pixelweisen Klassifikation durch die Bilderfassungskarte den einzelnen Bildpunkten zugewiesen werden. Darauf folgend werden die Anteile der einem Partikel durch die Zusammenhangsanalyse zugeordneten Bildpunkte der jeweiligen Farbkategorie bestimmt und das Partikel anhand des höheren Anteils als Produkt oder Rest klassifiziert. Aufgrund der eindeutigen Unterscheidbarkeit zwischen blau und naturfarben bei den Quadern sowie gelb und rot bei den Linsen können Fehler in der Klassifizierung ausgeschlossen werden. Blaue Quader bzw. gelbe Linsen werden als Produkt und naturfarbene Quader bzw. rote Linsen als Rest bewertet.

6.2.3 Parameter für die Ausschleusung

Bei Einsatz des Förderbands liegt die Trennlinie ca. 25 mm hinter der Inspektionslinie der Zeilenkamera, bei Verwendung der Rutsche liegt diese Distanz bei ca. 34 mm. Für die Parametrisierung der Verzögerungszeit genügt es jedoch nicht, alleinig diese Distanz sowie die mittlere Geschwindigkeit zu berücksichtigen, da systematisch auftretende Latenzen, wie z. B. die Öffnungsdauer der Ventile, ebenfalls miteinbezogen werden müssen. Die errechenbare Verzögerungszeit, basierend auf Distanz und mittlerer Geschwindigkeit, wird als Ausgangswert für die empirische Ermittlung der bestmöglichen Einstellung genutzt. Hierzu werden, wie auch in [Pas+15], Experimente zur Trefferquote bei Zuführung einzelner Partikel mit mehreren Verzögerungszeiten durchgeführt. Auf dem Förderband wird letztendlich eine Verzögerungszeit von 20,8 ms und auf der Rutsche von 16 ms als bester Wert identifiziert und entsprechend für das Referenzsystem angenommen. Bei der Parametrisierung der virtuellen Bildkoordinate des Düsenbalkens bei der Verwendung des MOT wird analog vorgegangen.

Hinsichtlich der Ausblasfenster werden zwei Varianten untersucht. Die erste Variante ist die Anwendung minimaler Ausblasfenster. In dieser Konfiguration wird das achsenparallele umschließende Rechteck des Partikels ohne

Modifikation genutzt, um die passenden Ventile sowie die Aktivierungsdauer zu berechnen. Diese Variante wird als *Kleine Ausblasfenster* bezeichnet. In der zweiten Variante wird das achsenparallele umschließende Rechteck des Partikels künstlich aufgeweitet. Quer zur Transportrichtung beträgt diese Aufweitung auf beiden Seiten je 5 mm, da dies der Hälfte des durch eine Düse abgedeckten Bereichs entspricht. Die betrachteten zeitlichen Aufweitung betragen 5,5 ms auf dem Förderband und auf der Rutsche 2,2 ms bei den Linsen und 7,5 ms bei den Quadern. Diese Variante wird als *Große Ausblasfenster* bezeichnet.

6.3 Experimente zur Materialtrennung

Ein durchgeführtes Experiment besteht aus der Sortierung einer Charge von 0,2 kg des entsprechenden Materials. Dies entspricht ca. 4200 Partikeln bei den Holzquadern und ca. 7000 Partikeln bei den Linsen. Die Materialmischungen setzen sich jeweils aus 95 % Produkt und 5 % Rest zusammen. Das System wird auf einen mittleren Massenstrom von ca. $0,005 \text{ kg s}^{-1}$ konfiguriert.

Für die Bewertung der Sortiergüte wird die in Abschnitt 2.4 vorgestellte Wahrheitsmatrix ermittelt. Dabei beschreibt *positiv* den erfolgreichen Test auf Rest, also ein auszuschleusendes Partikel. Für die Ermittlung der vier Häufigkeiten *TP*, *FP*, *FN* und *TN* muss der Anteil der Partikel, welche zu Produkt und Rest gehören, pro resultierender Sortierfraktion bestimmt werden. Diese Ermittlung geschieht, indem nach einem Sortiervorgang beide Fraktionen einzeln erneut dem Sortiersystem zugeführt werden und eine Statistik über die beinhaltenen Partikel erstellt wird. Das Material wird in diesem Schritt nicht erneut getrennt.

Auf Basis der Wahrheitsmatrix wird in Anlehnung an die in Abschnitt 2.4 vorgestellte Sortiereffizienz [Pas+10; Pas+15] der Anteil an Rest-Partikeln, welcher erfolgreich ausgeschleust wurde, entsprechend

$$R_d := \frac{TP}{P'} \cdot 100 \% \quad (6.2)$$

sowie der Anteil an Produkt-Partikeln, der fälschlicherweise ebenfalls ausgeschleust wurde entsprechend

$$R_c := \frac{FP}{N'} \cdot 100 \% \quad (6.3)$$

berechnet. Für R_d beschreiben somit höhere Werte und für R_c niedrigere Werte ein jeweils besseres Ergebnis.

Das Ergebnis des Sortierprozesses ist nicht deterministisch und stochastischen Schwankungen ausgesetzt. Verschiedene Faktoren können die Sortiereffizienz beeinflussen, selbst wenn die genannten Parameter fix bleiben. Beispielsweise ist die Materialmischung bei der Durchführung mehrerer Durchläufe nicht identisch und der Massenstrom kann leicht variieren. Solche Unterschiede können auch die Vereinzelnung beeinflussen, was bekanntlich einen Einfluss auf die Sortiereffizienz hat [Pas+10; Küp+20c]. Daher werden alle Sortiervorgänge mehrfach wiederholt und statistisch betrachtet.

6.3.1 Experimente zur Materialtrennung auf einem Förderband

Die Ergebnisse für drei Sortierdurchläufe mit Quadern auf dem Förderband sind in Abbildungen 6.2 und 6.3 visualisiert und in Tabelle 6.1 quantitativ dargestellt. Die kreisförmigen Marker repräsentieren in dieser Darstellung ein einzelnes Experiment und der schwarze horizontale Balken den Mittelwert aller durchgeführten Experimente. Bei Verwendung kleiner Ausblasfenster ist festzustellen, dass sich die Sortiergüte zwischen beiden Verfahren kaum unterscheidet. Die Trefferquote liegt bei beiden Systemen im Mittel bei knapp 95 %, die mittlere Falschtrefferquote ist bei dem Referenzsystem mit 1,74 % etwas höher als der mit Hilfe der Bildfolgenauswertung erzielte Wert von 0,55 %. Bei der Verwendung großer Ausblasfenster nimmt die Trefferquote nur schwach zu, dafür steigt die Falschtrefferquote im Mittel auf 5,29 % beim Referenzsystem und auf 2,89 % bei dem System mit Bildfolgenauswertung an. Die Ergebnisse untermauern damit die Schlussfolgerung aus Kapitel 5, welche besagt, dass für die Sortieraufgabe der Quader auf dem Band lediglich ein sehr geringer bis kein Mehrwert durch den Einsatz der Bildfolgenauswertung zu erwarten ist.

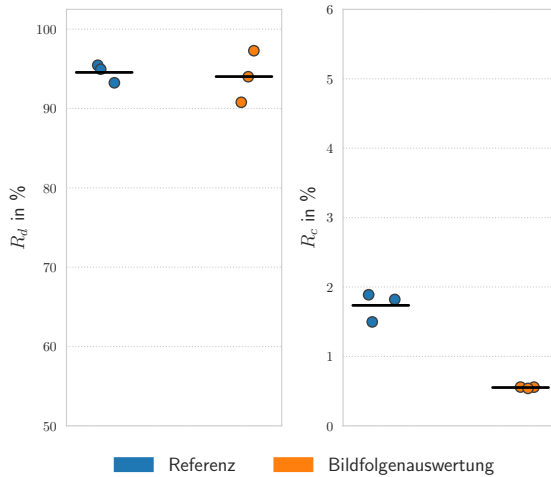


Abbildung 6.2: Experimentell ermittelte Sortiergüte in Form von R_d und R_c für drei Versuchsdurchführungen bei der Sortierung von Quadern mit Förderband und Verwendung kleiner Ausblasfenster.

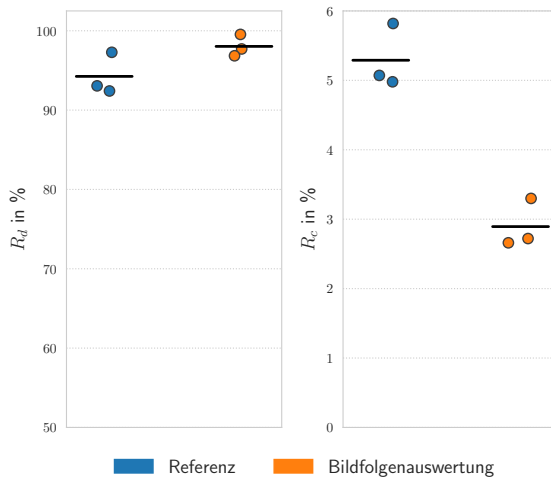


Abbildung 6.3: Experimentell ermittelte Sortiergüte in Form von R_d und R_c für drei Versuchsdurchführungen bei der Sortierung von Quadern mit Förderband und Verwendung großer Ausblasfenster.

Tabelle 6.1: Ermittelte quantitative Sortiergüte für das Referenzsystem und das experimentelle Sortiersystem mit Bildfolgenauswertung bei der Sortierung von Quadern auf dem Förderband.

Material	Ausblasfenster	System	\overline{R}_d	\overline{R}_c
Quader	klein	Referenz	94,55 %	1,74 %
	klein	Bildfolgen	94,03 %	0,55 %
	groß	Referenz	94,25 %	5,29 %
	groß	Bildfolgen	98,03 %	2,89 %

In einem weiteren Experiment wird die Robustheit des Sortiersystems gegenüber Störungen untersucht. Ziel der experimentellen Untersuchung ist es zu prüfen, ob bei steigender Abweichung der Transportgeschwindigkeit von der während der Systemkalibrierung berücksichtigten Geschwindigkeit die Sortierqualität bei dem Referenzsystem einerseits fällt und ob das bildfolgenerweiterte System andererseits in der Lage ist, die nicht optimale Parametrisierung durch den adaptiven Charakter auszugleichen. Hierzu werden von der Grundkalibrierung abweichende Transportgeschwindigkeiten durch Anpassung der Bandgeschwindigkeit betrachtet und Sortierversuche durchgeführt. Der Bereich der betrachteten Geschwindigkeiten wird dabei so gewählt, dass die Flugparabel der Quader noch zu der Ausrichtung der Auffangbehälter passt und keine mechanischen Einstellungen geändert werden müssen. Alle restlichen Parameter werden nicht adaptiert und entsprechen der Beschreibung aus Abschnitt 6.2. Für das Referenzsystem bedeutet dies, dass die parametrisierte Verzögerungszeit nicht an die neue Transportgeschwindigkeit angepasst ist. Für das bildfolgenerweiterte System bedeutet dies entsprechend, dass die parametrisierte vermutete Startgeschwindigkeit neu erzeugter Tracks ebenfalls nicht angepasst ist (vergleiche Abschnitt 4.2.2). Da die Geschwindigkeitsschätzung jedoch bei erfolgreicher Zuordnung einer neuen Messung in jedem Korrekturschritt aktualisiert wird, wirkt sich dieser Nachteil, sofern eine erfolgreiche Zuordnung noch gelingt, lediglich auf neu in den Beobachtungsbereich eintretende Partikel aus.

Die Ergebnisse der Untersuchung sind in Abbildung 6.4 dargestellt. Die kreisförmigen Marker repräsentieren dabei den ermittelten Mittelwert aus zwei Versuchsdurchführungen. Um insbesondere den Einfluss auf die Trefferquo-

te zu verdeutlichen, wird als zu ermittelnde Zielgröße $\overline{R_d}$ dargestellt. Es ist deutlich zu erkennen, dass beide Systeme bei der während der Kalibrierung berücksichtigten Geschwindigkeit von $1,1 \text{ m s}^{-1}$ das beste Ergebnis erzielen. Ebenfalls wird ersichtlich, dass die Trefferquote des Referenzsystems bei steigender Abweichung deutlich abfällt. Bei einer Abweichung von ca. $0,35 \text{ m s}^{-1}$ fällt $\overline{R_d}$ auf einen Wert von ca. 10 %, es wird also nur noch jedes zehnte Partikel erfolgreich ausgeschleust. Das bildfolgenerweiterte System hingegen weist selbst bei dieser Abweichung nur einen geringen Rückgang der Trefferquote auf. Die Ergebnisse verdeutlichen daher, dass das bildfolgenerweiterte System einen adaptiven Ansatz, welcher deutlich insensitiver gegenüber einer suboptimalen Parametrisierung ist, darstellt. Durch die schritthaltende Korrektur der Geschwindigkeit kann bis zum Zeitpunkt der Ausschleusung ein passender Wert für die Berechnung der Ausblasfenster ermittelt werden.

Bei der Untersuchung der Bewegungsstreuung der Linsen auf dem Förderband in Kapitel 5 wurden ähnliche Werte wie für die Quader ermittelt. Daher wird von vergleichbaren Ergebnissen bei der Sortierung von Linsen ausgegangen und dieser Fall auf dem Förderband nicht betrachtet.

6.3.2 Experimente zur Materialtrennung auf einer Rutsche

Abbildungen 6.5 bis 6.8 visualisieren die Ergebnisse der Sortiersuche mit Quadern und Linsen auf der Rutsche, die quantitativen Kenngrößen finden sich in Tabelle 6.2. Alle Versuchsszenarien wurden hierfür 20-mal wiederholt. Die Untersuchungen in Kapitel 5 deuteten auf den größten Mehrwert durch den Einsatz der Bildfolgenauswertung für Quader hin. Die in Abbildung 6.5 visualisierten Ergebnisse zeigen, dass bei der Verwendung kleiner Ausblasfenster der Einsatz der Bildfolgenauswertung im Mittel mit 84,53 % eine deutlich bessere Trefferquote als beim Einsatz des Referenzsystems mit 73,38 % erzielt. Die Falschtrefferquoten sind mit Mittelwerten von 0,23 % und 0,36 % nahezu identisch. Bei Vergrößerung der Ausblasfenster nähern sich die Ergebnisse beider Systeme erwartungsgemäß an. Für das Referenzsystem steigt die Trefferquote im Mittel auf 86 % und für das experimentelle Sortiersystem mit Bildfolgenauswertung auf 88,29 %. Für beide Systeme steigt jedoch die Falschtrefferquote in dieser Konfiguration.

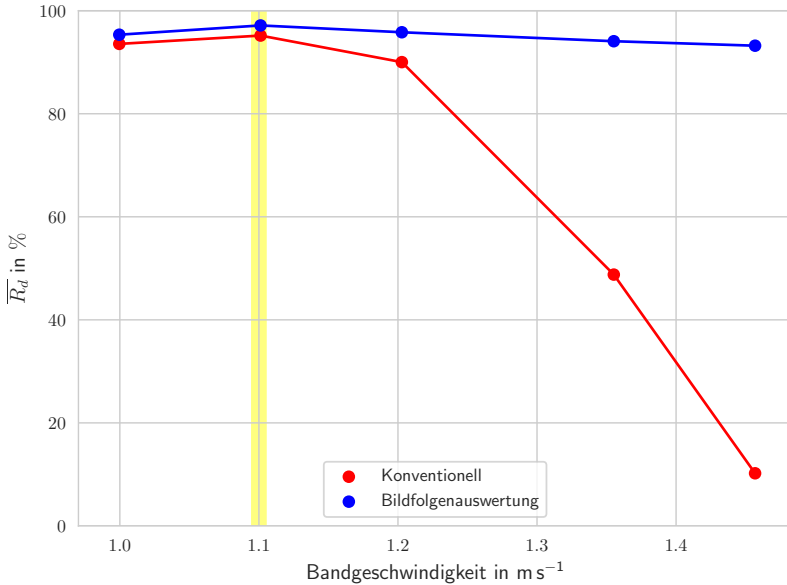


Abbildung 6.4: Visualisierung der ermittelten Trefferquoten für das Referenzsystem und experimentelle Sortiersystem mit Bildfolgenauswertung bei der Sortierung von Quadern auf dem Förderband bei von der Kalibrierung abweichenden Bandgeschwindigkeiten. Die Systemkalibrierung erfolgte für $1,1 \text{ m s}^{-1}$ (gelb hervorgehoben).

Die Ergebnisse der Experimente mit Linsen auf der Rutsche lassen sich ähnlich interpretieren. Bei der Verwendung kleiner Ausblasfenster liegt die Trefferquote beim Einsatz der Bildfolgenauswertung bei $74,4 \%$, bei dem Referenzsystem lediglich bei $54,74 \%$. Die Unterschiede sind also sogar größer als bei den Quadern. Bei Verwendung großer Ausblasfenster konvergieren die Ergebnisse der Systeme ebenfalls. Unter Verwendung der Bildfolgenauswertung wird eine Trefferquote von $78,87 \%$ erzielt, bei dem Referenzsystem von $72,01 \%$. Absolut betrachtet sind die Ergebnisse schlechter als jene, die mit den Quadern erzielt wurden, was u. a. an den kleineren Objektgrößen liegen kann [Udo10].

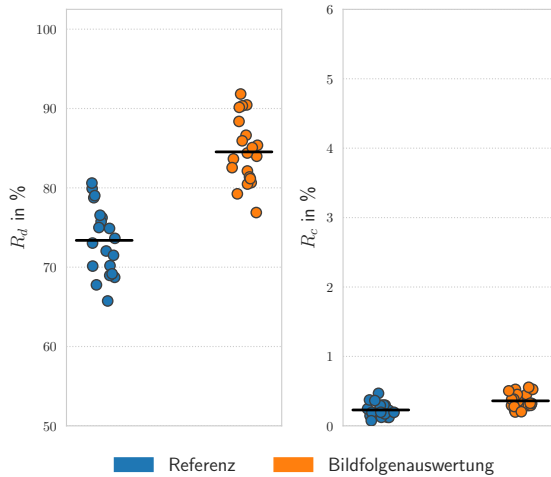


Abbildung 6.5: Experimentell ermittelte Sortiergüte in Form von R_d und R_c für zwanzig Versuchsdurchführungen bei der Sortierung von Quadern mit Rutsche und Verwendung kleiner Ausblasfenster.

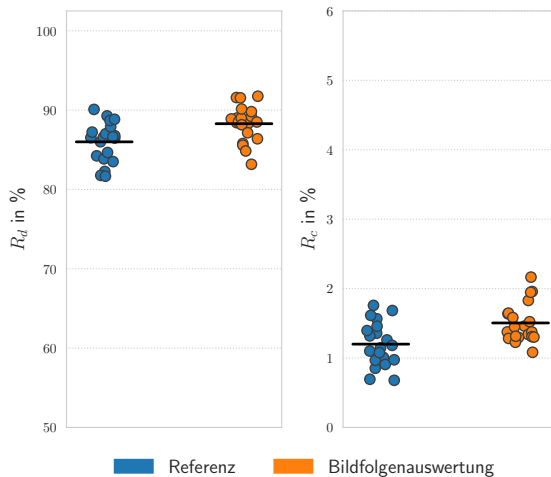


Abbildung 6.6: Experimentell ermittelte Sortiergüte in Form von R_d und R_c für zwanzig Versuchsdurchführungen bei der Sortierung von Quadern mit Rutsche und Verwendung großer Ausblasfenster.

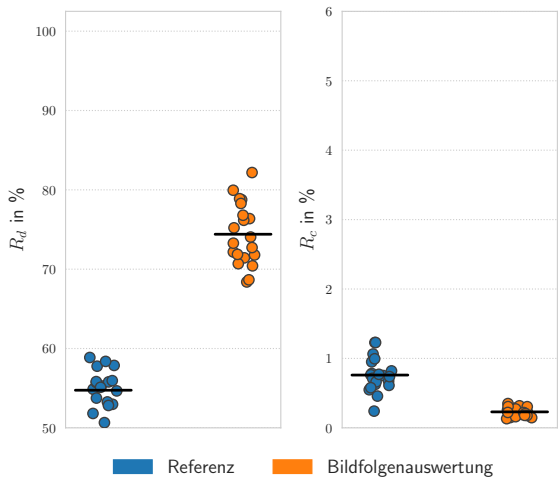


Abbildung 6.7: Experimentell ermittelte Sortiergüte in Form von R_d und R_c für zwanzig Versuchsdurchführungen bei der Sortierung von Linsen mit Rutsche und Verwendung kleiner Ausblasfenster.

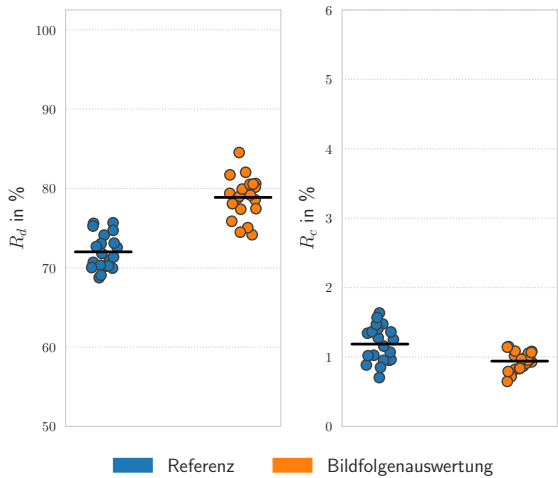


Abbildung 6.8: Experimentell ermittelte Sortiergüte in Form von R_d und R_c für zwanzig Versuchsdurchführungen bei der Sortierung von Linsen mit Rutsche und Verwendung großer Ausblasfenster.

Tabelle 6.2: Ermittelte quantitative Sortiergüte für das Referenzsystem und das experimentelle Sortiersystem mit Bildfolgenauswertung bei der Sortierung auf der Rutsche.

Material	Ausblasfenster	System	\overline{R}_d	\overline{R}_c
Quader	klein	Referenz	73,38 %	0,23 %
		Bildfolgen	84,53 %	0,36 %
	groß	Referenz	86,00 %	1,20 %
		Bildfolgen	88,29 %	1,51 %
Linsen	klein	Referenz	54,74 %	0,76 %
		Bildfolgen	74,40 %	0,23 %
	groß	Referenz	72,01 %	1,19 %
		Bildfolgen	78,87 %	0,94 %

6.4 Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse

In diesem Kapitel wurde ein Verfahren zur Nutzung partikelindividueller Bewegungsinformation zur Bestimmung der Ausblasfenster und somit zur Untersuchung der Forschungsfrage nach der Nutzung von Bewegungsinformation für die Berechnung präziser Steuersignale für die Materialausschleusung vorgestellt. Das Verfahren wurde experimentell unter Nutzung der in Kapitel 5 vorgestellten Referenzsortieraufgaben evaluiert. Hierfür wurde eine Parametrisierung des Referenzsystems sowie des experimentellen Sortiersystems mit Bildfolgenauswertung identifiziert und erläutert, welche einen Vergleich unter möglichst gleichen Rahmenbedingungen erlaubt.

Für die experimentelle Validierung wurden zahlreiche Sortierversuche unter Nutzung der beiden Transportvarianten Förderband und Rutsche durchgeführt. Die erzielten Ergebnisse auf dem Förderband lassen dabei den Schluss zu, dass aufgrund des vergleichsweise gleichmäßigen Bewegungsverhaltens nur ein geringer Mehrwert durch den Einsatz der Bildfolgenauswertung entsteht. In einem zusätzlichen Versuch konnte jedoch aufgezeigt werden, dass das bildfolgenerweiterte System im Vergleich zu dem Referenzsystem deutlich robuster gegenüber Abweichungen in der Transportgeschwindigkeit, provoziert

durch eine Anpassung der Geschwindigkeit des Förderbands, ist und auch bei suboptimaler Kalibrierung eine hohe Trefferquote erzielt.

Anhand der durchgeführten und ausgewerteten Sortiersversuche auf der Rutsche wurde aufgezeigt, dass durch den Einsatz der Bildfolgenauswertung eine erhebliche Steigerung der Sortierqualität möglich ist. Beispielsweise wurde bei Nutzung kleiner Ausblasfenster für die Quader eine erfolgreiche Ausschleusung von 84,53 % unter Verwendung der Bildfolgenauswertung erzielt und lediglich 73,38 % mit dem Referenzsystem. Bei den Linsen fiel der Unterschied in dieser Konfiguration sogar noch größer aus. Zudem wurden unter der Verwendung kleiner Ausblasfenster gleichwertige oder gar bessere Ergebnisse als mit dem Referenzsystem und großen Ausblasfenstern erzielt. Damit ist experimentell bestätigt, dass der Einsatz der Bildfolgenauswertung es ermöglicht, wirtschaftlich attraktivere Transportmechanismen ohne nennenswerte Einbußen in der Sortierqualität zu verwenden. Zudem ermöglicht der Ansatz die Senkung der Betriebskosten, da durch die kleineren Ausblasfenster weniger Druckluft benötigt wird.

Hinsichtlich der untersuchten Transportvarianten sind die Ergebnisse ebenfalls im Einklang mit den Schlussfolgerungen aus Kapitel 5, da der größere Mehrwert bei den Versuchen mit Verwendung der Rutsche erzielt wurde. Hinsichtlich der Produkte unterscheiden sich die Ergebnisse jedoch, da in den Experimenten zur Materialausschleusung der größte Nutzen für die Linsen festgestellt wurde und nicht entsprechend den Ergebnissen aus Kapitel 5 für die Quader.

7 Bildfolgenauswertung für die Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegungsinformation

Durch sensorgestützte Schüttgutsortiersysteme wird sowohl eine Prüfaufgabe als auch die physikalische Trennung eines Materialstroms realisiert. Beide Prozessschritte können hierbei fehlerbehaftet sein. Während Kapitel 6 sich mit den Möglichkeiten zur verbesserten Materialausschleusung, also der physikalischen Trennung, durch die Bildfolgenauswertung beschäftigt, wird im Folgenden der Aspekt der Materialcharakterisierung, also der Prüfaufgabe ohne Separation, betrachtet. Hierfür werden informationstragende Merkmale aus der neu gewonnenen Bewegungsinformation abgeleitet. Entsprechend widmet sich dieses Kapitel der Untersuchung von Forschungsfrage (A):

Wie können optisch identische bzw. schwer unterscheidbare Materialien auf Basis ihres Bewegungsverhaltens unterschieden und somit sortiert werden, wodurch völlig neue Anwendungsfelder eröffnet würden?

In Abschnitt 5.3 wird bereits eine Bewertung verschiedener Materialien auf Basis ihrer Bewegung bzw. Bewegungsvarianz für die Bewertung und Optimierung der Parametrisierung von sensorgestützten Schüttgutsortiersystemen vorgenommen. Dieser Ansatz wird im Folgenden durch die Entwicklung verschiedener Verfahren zu einer Materialcharakterisierung weiter ausgebaut. Hierdurch wird eine Verbindung zwischen Ansätzen zur Materialbestimmung auf Basis von Bewegung in bestimmten experimentellen Situation, wie beispielsweise in [Wu+15; Wu+16] dargelegt, und der Materialcharakterisierung in der sensorgestützten Schüttgutsortierung hergestellt. Eine schematische Darstellung des in dieser Arbeit vorgestellten Ansatzes bietet Abbildung 7.1.

Einer Beschreibung der Adaption der Bildauswertung in Abschnitt 7.1 folgend werden drei Szenarien mit gezielter Anregung der Prüfobjekte mit dem

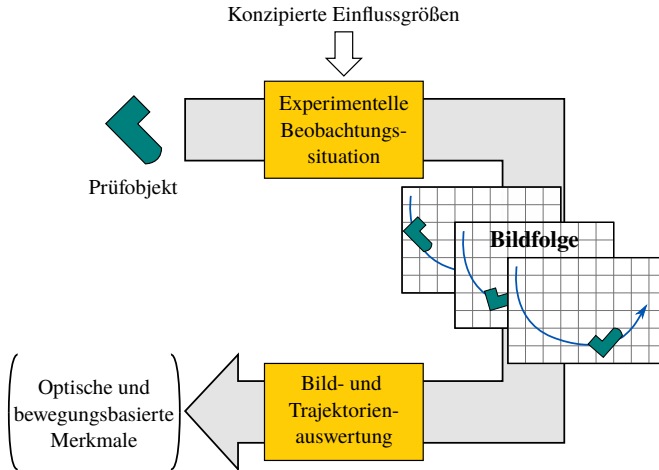


Abbildung 7.1: Schematische Darstellungen des Ansatzes zur bewegungsbasierten Materialcharakterisierung mit Hilfe expliziter Anregung der Prüfobjekte.

Ziel der bewegungsbasierten Materialcharakterisierung für eine Sortierung nach mechanischen Eigenschaften vorgestellt. Einen Überblick über diese Szenarien bietet Tabelle 7.1. Für alle drei Szenarien gilt, dass die vorliegende Charakterisierungsaufgabe nicht anhand des optischen Erscheinungsbilds der Prüfobjekte, wie beispielsweise Form und Farbe, lösbar ist. In Abschnitt 7.2 werden zunächst Ansätze aus *Impact Acoustic* Systemen, welche als Alternativtechnologie aufgefasst werden können, übernommen und ein Experiment zur möglichen Materialcharakterisierung auf Basis der Beobachtung elastischer Stöße untersucht [Mür18; Mai+19a]. In Abschnitt 7.3 wird betrachtet, inwiefern sich die Adaption der Geschwindigkeit von Prüfobjekten an die Transportgeschwindigkeit eines Förderbands für eine Materialcharakterisierung nutzen lassen [Mai+17; Mai+18a]. Darauf folgend wird in Abschnitt 7.4 eine Modifikation für Rutschensortierer vorgestellt, welche eine bewegungsbasierte Materialcharakterisierung begünstigt, einen hohen Materialdurchsatz erlaubt und sich einfach in bestehende sensorgestützte Schüttgutsortiersysteme integrieren lässt [Mai+21b].

Tabelle 7.1: Übersicht über die betrachteten Szenarien zur bewegungsbasierten Materialcharakterisierung.

Abschn.	Basissystem	Szenario	Prüfobjekte
7.2	Impact Acoustic	Elastischer Stoß	Kunststoffkugeln
7.3	Bandsortierer	Vorbeschleunigung, Adaption an Transport- geschwindigkeit	Kugelartige Objekte aus verschiedenen Materialien
7.4	Rutschensortierer	Hindernisse durch struk- turierte Oberfläche	Kunststoffkugeln, Haselnüsse

7.1 Adaption der Bildfolgenauswertung für die Materialcharakterisierung

Neben der in Abschnitt 5.1 eingeführten Farbflächenkamera mit Camera-Link-Schnittstelle kommt für die im Folgenden betrachteten Szenarien eine kostengünstigen Grauwertkamera mit USB 3.0 Schnittstelle zum Einsatz. Für die vorgestellte Untersuchung einer Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegungsinformation wird lediglich die Ermittlung von Objektpositionen benötigt, die Notwendigkeit von Farbinformation entfällt. Bei dem Modell handelt es sich um die Kompaktkamera *xiQ MQ022* der Firma *Ximea*. Die Kamera wird in Kombination mit einem 8 mm Weitwinkelobjektiv eingesetzt. Ebenfalls entfällt durch die USB 3.0 Schnittstelle die Notwendigkeit für die kostenintensive Bilderfassungskarte. Der Einsatz der in Abschnitt 3.2.1 bzw. Abschnitt 4.1.1 vorgestellte Verfahren zur Bildsegmentierung in Vorder- und Hintergrund mittels Farbklassifikation ist jedoch nicht mehr möglich.

Für die Realisierung des Bildeinzugs und der Bildvorverarbeitung wird daher eine alternative Implementierung realisiert. Für den Bildeinzug stellt der Kamerahersteller eine C++ Programmierschnittstelle zur Verfügung. Diese ermöglicht das Setzen elementarer Parameter, wie z. B. die Bildwiederholrate oder die Belichtungszeit, sowie den Transfer aufgenommener Bilder in den Hauptspeicher. Für die binäre Segmentierung in Vorder- und Hintergrundpixel wird ein Algorithmus aus der *Computer Vision* Bibliothek *OpenCV* [Bra00], welcher im Wesentlichen auf [Sta+99] mit den Weiterentwicklungen

gen aus [Ziv04; Ziv+06] beruht und auf einer GPU ausgeführt werden kann, eingesetzt. Es handelt sich dabei um einen *Background Subtraction* Ansatz, welcher in einer Bildfolge den dynamischen Vordergrund vom statischen Hintergrund trennt.

Zusätzlich zu der in Gleichung (3.5) bereits vorgestellten morphologischen Grundoperation Erosion wird die Dilatation für die weitere Bildbereinigung eingesetzt. Im Gegensatz zur Erosion vergrößert diese Grundoperation die Grundmenge durch

$$\mathcal{G} \oplus \mathcal{S} = \{w \mid (\mathcal{S}^R)_w \cap \mathcal{G} \neq \emptyset\}, \quad (7.1)$$

wobei \mathcal{S}^R die Reflexion von \mathcal{S} definiert durch

$$\mathcal{S}^R := \{s \mid s = -x, x \in \mathcal{S}\} \quad (7.2)$$

bezeichnet [Bey+12, Kap. 12]. Dies bewirkt, dass ein einzelner gesetzter Punkt in Strukturmatrix und Bild genügt, um den aktuell betrachteten Punkt in dem Ergebnis der Dilatation zu setzen. Die beiden Grundoperationen Erosion und Dilatation werden zudem mittels

$$\mathcal{G} \circ \mathcal{S} := (\mathcal{G} \ominus \mathcal{S}) \oplus \mathcal{S} \quad (7.3)$$

zu einer Öffnen-Operation, sowie anhand von

$$\mathcal{G} \bullet \mathcal{S} := (\mathcal{G} \oplus \mathcal{S}) \ominus \mathcal{S} \quad (7.4)$$

zu einer Schließen-Operation verknüpft [Bey+12, Kap. 12]. Des Weiteren wird ein Gauß'scher Glättungsfilter vorgesehen.

Das so erzeugte vorverarbeitete Binärbild kann dann entsprechend der in Abschnitt 4.1.2 vorgestellten Bildauswertung weiter verarbeitet werden, um die Flächenschwerpunkte von Prüfobjekten zu ermitteln. Mittels des MOT aus Abschnitt 4.2 werden aus diesen Messungen Tracks gebildet. Die resultierende Verarbeitungskette wird, wie in Abbildung 7.2 schematisch dargestellt, als Pipeline realisiert, um eine parallele Ausführung der verschiedenen Verarbeitungsstufen zu ermöglichen.

Unter Nutzung der im Folgenden vorgestellten Versuchsaufbauten werden anhand der beschriebenen Vorgehensweise Tracks ermittelt und für die spätere

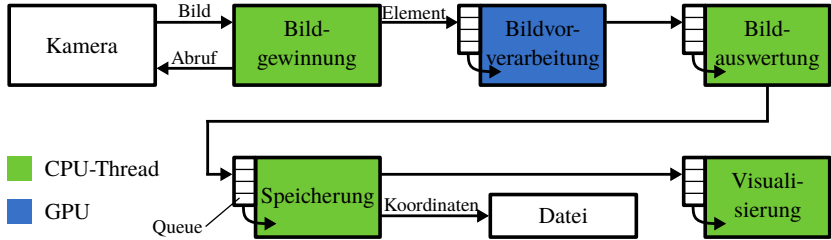


Abbildung 7.2: Schematische Darstellung der Verarbeitungspipeline zur Gewinnung einer Datenbasis für die Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegungsdaten.

Auswertung gespeichert. Entsprechend der in Gleichung (5.2) formulierten Bedingungen werden nur Tracks akzeptiert, welche eine zeitlich lückenlose Verfolgung eines Objekts aufweisen. Die Datenbasis für die vorgestellten Verfahren stellen somit die Tracks in Form von Koordinatenlisten dar. Die Koordinaten werden mittels

$$\mathcal{T} := \{\mathbf{p}_{t_1} - \mathbf{p}_{t_s}, \mathbf{p}_{t_2} - \mathbf{p}_{t_s}, \dots, \mathbf{p}_{t_n} - \mathbf{p}_{t_s}\} \quad (7.5)$$

mit

$$\mathbf{p}_{t_s} := \mathbf{p}_{t_1} \quad (7.6)$$

zudem am Ursprung ausgerichtet. Diese Transformation ist in allen Versuchsszenarien aufgrund der Translationssymmetrie der stationären Beobachtungsfläche valide und führt dazu, dass die weitere Verarbeitung invariant gegenüber dem Ort wird, an dem die Tracks in den Beobachtungsbereich der Kamera eintreten. Aus dieser Datenbasis abgeleitete weitergehende Merkmale werden im Folgenden in den jeweiligen Abschnitten eingeführt.

Für die Klassifikation werden zwei bewährte Verfahren der Mustererkennung berücksichtigt:

Support Vector Machine Die *Support Vector Machine* (SVM) hat sich seit einigen Jahren als bewährte Methode im Bereich des maschinellen Lernens etabliert. Ziel einer SVM ist es, eine Hyperebene zu bestimmen, die alle Datenpunkte unterschiedlicher Klassen, also die Merkmale, mit maximalem Abstand voneinander trennt. Für nicht linear trennbare Probleme lässt sich der Datenraum in einen anderen Raum transformieren,

in dem eine lineare Klassentrennung möglich ist. Hierfür wird häufig eine radiale Basisfunktion (RBF) eingesetzt [Jos19, Kap. 7].

Random Forest Der Ensemble-Klassifikator *Random Forest* besteht aus randomisierten Entscheidungsbäumen. Die einzelnen erzielten Klassifikationsergebnisse werden z. B. mittels Mehrheitsentscheid aggregiert [Bre01].

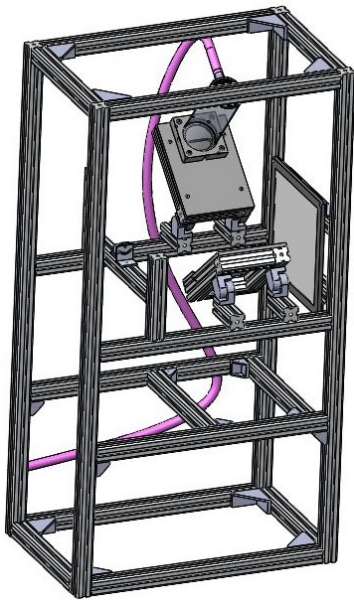
Für beide Klassifikatoren wird die jeweilige Implementierung des in [Ped+11] vorgestellten Python Frameworks *scikit-learn* genutzt.

7.2 Bewegungsinformation durch elastische Stöße

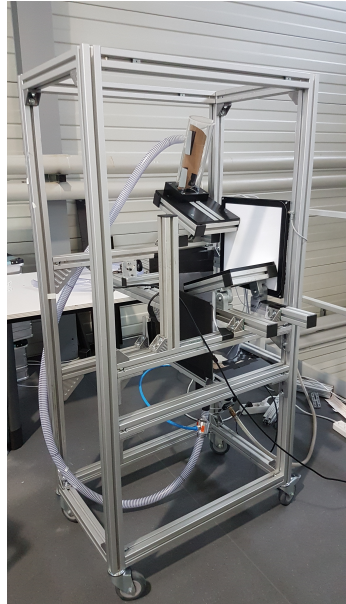
In [Hua+17] wird ein Versuchsaufbau sowie Verfahren im Kontext von *Impact Acoustic* für die Diskriminierung von Prüfbjekten aus verschiedenen Polymeren vorgestellt. Für die Untersuchungen zur Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegung in einer Kollisionssituation wird ein Versuchsaufbau in Anlehnung an diese Studie entwickelt. Anstelle von Schall-Emissionen wird jedoch das Bewegungsverhalten während der Kollisionssituation genutzt, um über die Beobachtung elastischer Stöße eine Materialdiskriminierung zu ermöglichen.

7.2.1 Beschreibung des Versuchsaufbaus und der Prüfbjekte

Der entwickelte und realisierte Versuchsaufbau für die Gewinnung informationstragender Merkmale aus der Beobachtung einer Kollisionssituation ist in Abbildung 7.3 dargestellt. Es werden zwei schiefe Ebenen verwendet, wobei eine in Bezug auf die sensorgestützte Schüttgutsortierung eine Art Transportrutsche darstellt und die andere als Kollisionsfläche dient. Die Ebenen sind aus handelsüblichem Polyoxymethylen (POM) gefertigt. Durch die geometrische Anordnung kommt es zu einem oder mehreren elastischen Stößen zwischen den Prüfbjekten und der Kollisionsfläche (siehe Abbildung 7.4b).

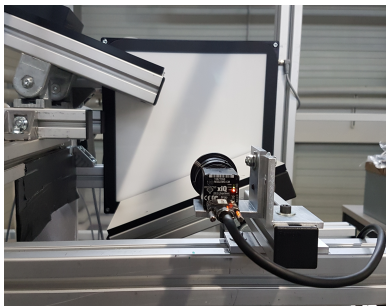


(a) CAD Zeichnung

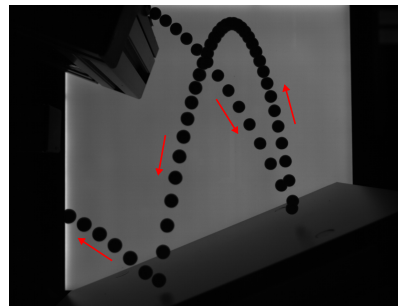


(b) Realer Aufbau

Abbildung 7.3: Experimentalsystem zur Gewinnung von Tracks mit Kollisionssituation.



(a) Positionierung und Sichtbereich der Kamera.



(b) Exemplarische Visualisierung der Bewegung.

Abbildung 7.4: Integration der Kamera in den Versuchsaufbau.

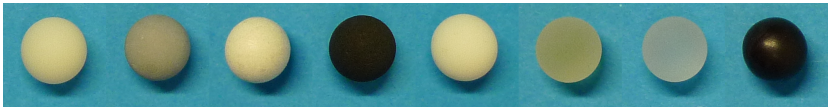
Um automatisiert möglichst viele Daten in Form von Tracks zu gewinnen wird ein Materialkreislauf realisiert. Nach dem Abprallen der Prüfobjekte von der Kollisionsfläche fallen diese in einen Trichter, an welchen ein Schlauch sowie ein Venturi-Förderer angeschlossen ist. Hierdurch wird eine pneumatische Förderung, in Abbildung 7.3a in Magenta eingefärbt, realisiert. Nach einem Versuchsdurchlauf werden die Prüfobjekte durch einen Plexiglaszylinder erneut auf die erste schiefe Ebene aufgegeben. Für einen Versuchsdurchlauf werden etwa 4 s benötigt.

Die Anordnung von Kamera und Beleuchtung im Versuchsaufbau ist in Abbildung 7.4a zu sehen. Die Bildfläche wird von maximal möglichen 2048×1088 Pixel auf den relevanten Bildausschnitt innerhalb von 1220×950 Pixel reduziert. Der Beobachtungsbereich entspricht dabei etwa $329 \text{ mm} \times 256 \text{ mm}$. In der Objektebene beträgt die Ortsauflösung somit etwa $0,27 \text{ mm}$ pro Pixel. Die Bildwiederholrate bei den Aufnahmen beträgt 194 Hz . Die Beleuchtung erfolgt mittels einer LED Hintergrundbeleuchtung in Quadratform mit einer Kantenlänge von 300 mm . Hierdurch ist sichergestellt, dass die Position opaker Testobjekte robust detektiert werden kann. Aufgrund der hohen, direkt in die Kamera gerichteten Lichtintensität und der Anforderung, dass lediglich die Position der Prüfobjekte detektiert werden soll, genügt eine Belichtungszeit von $16 \mu\text{s}$ für die Bildgewinnung.

Ebenfalls in Anlehnung an [Hua+17] werden für die Studie Prüfobjekte aus verschiedenen Polymeren verwendet. Hierfür werden 8 Materialien aus 4 verschiedenen Polymeren, wie in Tabelle 7.2 aufgelistet, namentlich Acrylnitril-Butadien-Styrol (ABS), Polyamid (PA), Polycarbonate (PC) und Polypropylen (PP), betrachtet. Ein Auszug der entsprechenden Materialeigenschaften findet sich ebenfalls in Tabelle 7.2. Da die Objektform einen wesentlichen Einflussfaktor für die Bewegung darstellt, werden alle Prüfobjekte in der gleichen Form, konkret als Kugel, gewählt. Alle Kugeln haben einen Durchmesser von 10 mm und werden mittels 3D Druck hergestellt. Die resultierenden Prüfobjekte sind in Abbildung 7.5 zu sehen. Unterschiede im optischen Erscheinungsbild, wie beispielsweise die Farbe, werden wie bereits erwähnt nicht für die Materialdiskriminierung verwendet.

Tabelle 7.2: Bezeichnungen und Auszug der Materialeigenschaften der verwendeten Kunststoffe.

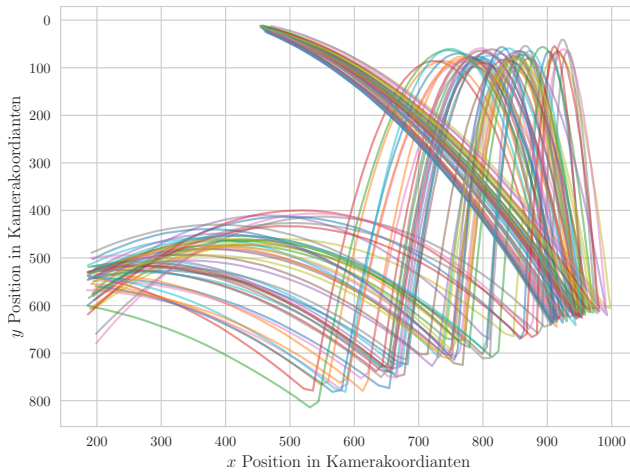
Gruppe	Handelsbezeichnung	Abkürzung	Dichte in g cm^{-3}	Elastizitätsmodul in mPa	\varnothing E-Modul in mPa
ABS	Accura ABS Black (SL 7820)	ABS1	1,16	1890-2440	2165
	DSM Somos WaterShed XC 11122	ABS2	1,12	2650-2880	2765
PA	HP 3D HR Polyamid 12	PA1	1,01	1700-1800	1750
	EOS Polyamid 12	PA2	0,93	1750-1800	1775
PC	Accura SL 5530	PC1	1,19	2889-3144	3016
	DSM Somos PerFORM	PC2	1,61	9800-10500	10150
PP	Accura Xtreme	PP1	1,19	1790-1980	1885
	Accura Xtreme White 200	PP2	1,18	2300-2630	2465

**Abbildung 7.5:** Foto der untersuchten Prüfobjekte, v. l. n. r.: ABS1, ABS2, PA1, PA2, PC1, PC2, PP1, PP2.

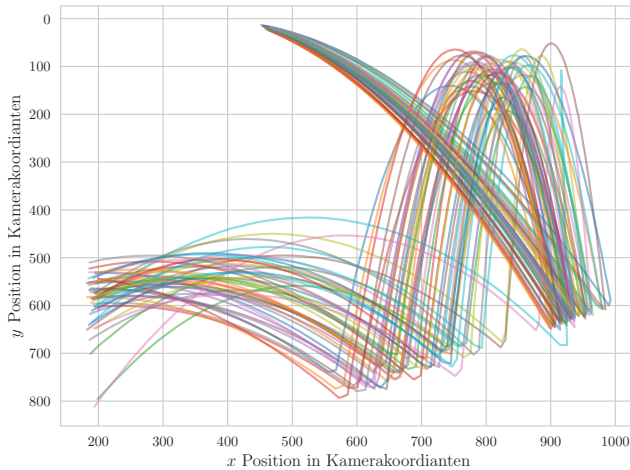
7.2.2 Gewinnung und Verarbeitung der Tracks mit elastischen Stößen

Für die vorgestellten acht Materialklassen werden jeweils 10.000 Tracks an dem Versuchsaufbau mittels der vorgestellten adaptierten Bildfolgenauswertung gewonnen. Bei der Datengewinnung wird zudem Wissen über die Anordnung der Szene genutzt und sichergestellt, dass die erste Messung eines Tracks sich in dem Bildbereich befindet, in dem die Testobjekte die Szene betreten, und die letzte Messung dort, wo die Objekte die Szene wieder verlassen, also im linken oberen und unteren Quadranten des Bildausschnitts (vergleiche Abbildung 7.4). Ein Ausschnitt der Daten ist beispielhaft in Abbildung 7.6 visualisiert.

Die Koordinaten der einem Track zugehörigen Messungen werden ohne weitere Merkmalsextraktion für die Klassifizierung genutzt. Da jedoch nicht jeder Track aus gleich vielen Messungen besteht entstehen hierdurch Merkmalsvektoren variabler Länge. Dies wird von vielen gängigen Klassifikationsalgorithmen



(a) Material: ABS1



(b) Material: PP1

Abbildung 7.6: Visualisierung einer Auswahl aufgezeichneter Tracks mit Kollisionssituation. Der Bewegungsablauf entspricht jenem aus Abbildung 7.4b.

men nicht unterstützt. Es werden daher zwei Verfahren zur Generierung von Merkmalsvektoren konstanter Länge eingeführt.

Abschneiden und Auffüllen Es wird die mittlere Länge aller aufgezeichneten Tracks ermittelt und alle Tracks, die kürzer als diese mittlere Länge sind, mit nullwertigen Koordinaten aufgefüllt bzw. alle längeren Tracks zu dieser Länge abgeschnitten.

Geometrischen Interpolation Mittels Spline-Interpolation erfolgt ein Resampling auf 256 Datenpunkte. Hierfür wird eine Funktion der Bibliothek *scipy* [Vir+20] verwendet.

In beiden Fällen werden die Merkmale, also die Koordinaten, standardisiert, so dass die resultierenden transformierten Werte den Erwartungswert null und die Varianz eins besitzen.

7.2.3 Klassifikation der Bewegung mit elastischen Stößen

Als Klassifikationsverfahren wird eine SVM mit einem Radialbasisfunktions-(RBF)-Kernel genutzt. Der Klassifikator wird mit $1/3$ der Daten trainiert und mit den übrigen $2/3$ getestet. Die Aufteilung erfolgt zufällig.

Die Ergebnisse bei Verwendung der abgeschnittenen und aufgefüllten Daten sind in Abbildung 7.7 und für die geometrisch interpolierten Daten in Abbildung 7.8 jeweils unter Verwendung der einzelnen Kunststoffe sowie der Kunststoffgruppen als Klasse dargestellt. Für die abgeschnittenen und aufgefüllten Daten wird bei Verwendung der Kunststoffgruppen eine Korrektklassifikationsrate von 79,6 % und für die Kunststoffe eine von 74,8 % erzielt. Bei den geometrisch interpolierten Daten liegen die entsprechenden Werte bei 78,1 % bzw. 73,8 %. Hinsichtlich der Datenaufbereitung unterscheiden sich die Ergebnisse daher nur geringfügig. Es ist lediglich eine leichte Tendenz zur besseren Klassifikationsgüte bei den abgeschnittenen und aufgefüllten Daten zu erkennen. Eine mögliche Erklärung hierfür ist der Verlust der zeitlichen Information in den interpolierten Daten.

Insbesondere die Kunststoffe der Gruppen PA und PC stechen mit jeweils einer hohen Klassifikationsgüte hervor. Zwischen den Kunststoffen der Gruppe ABS und PP kommt es zu Vertauschungen. Bei Betrachtung von Tabelle 7.2

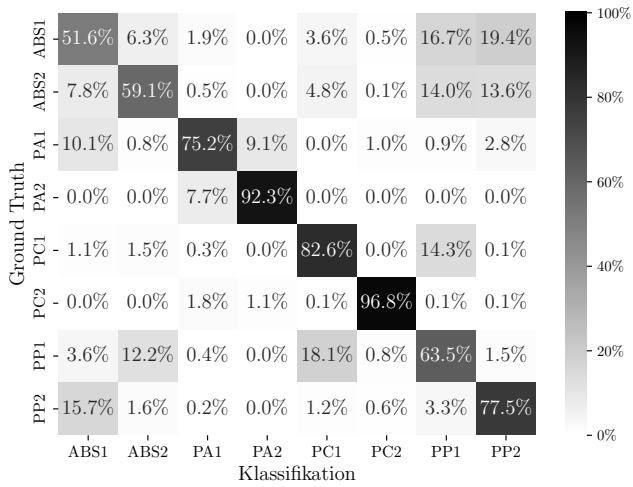
fällt auf, dass diese Gruppen sowohl hinsichtlich der Dichte als auch des Elastizitätsmoduls sich besonders stark ähneln.

Die Ergebnisse der Studie unterstreichen das Potential der Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegung, welche durch eine experimentelle Beobachtungssituation gezielt beeinflusst wird. Für das praxisrelevante und teilweise unzureichend gelöste Problem der Polymerdiskriminierung mittels optischer Verfahren konnten beispielhaft sehr gute Ergebnisse erzielt werden. Der vorgestellte Versuchsaufbau eignet sich allerdings nur bedingt für den praktischen Einsatz, da durch die Realisierung eines für Impact Acoustic Systeme typischen Aufbaus ein wesentlicher Nachteil, nämlich die starke Limitierung hinsichtlich des erzielbaren Materialdurchsatzes, bestehen bleibt.

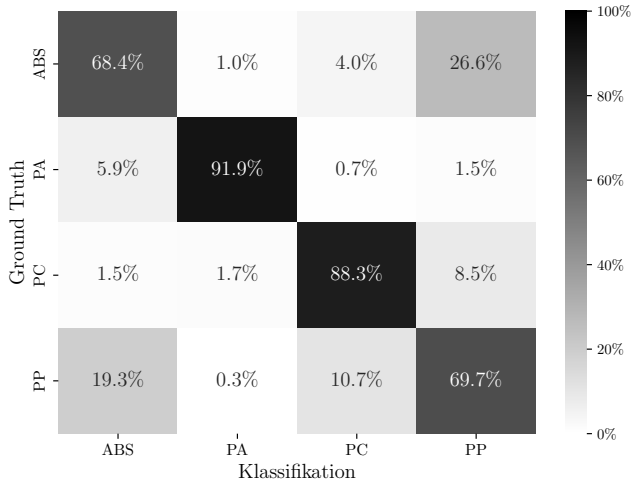
7.3 Informationstragende Bewegungsmerkmale beim Transport auf einem Förderband

In Kapitel 5 wird das Bewegungsverhalten während des Transports an zwei Materialien exemplarisch untersucht. Aus den Ergebnissen geht hervor, dass die Ausprägung von Relativbewegung, welche letztendlich in einer Streuung der beobachteten Bewegungen resultiert, sowohl vom Material selbst als auch vom Transportmechanismus abhängig ist.

Beim Transport mittels Förderband kann durch Vorbeschleunigung des Materials, entweder durch den Fördermechanismus oder die stufenweise Vorbeschleunigung über mehrere Förderbänder, sichergestellt werden, dass die Prüfobjekte bis zur sensorischen Erfassung eine uniforme Transportgeschwindigkeit erreichen. In der folgenden Studie wird untersucht, ob der Prozess der Adaption einzelner Objektgeschwindigkeiten an die Geschwindigkeit des Förderbands die Ableitung informationstragender Merkmale für eine Materialcharakterisierung ermöglicht.

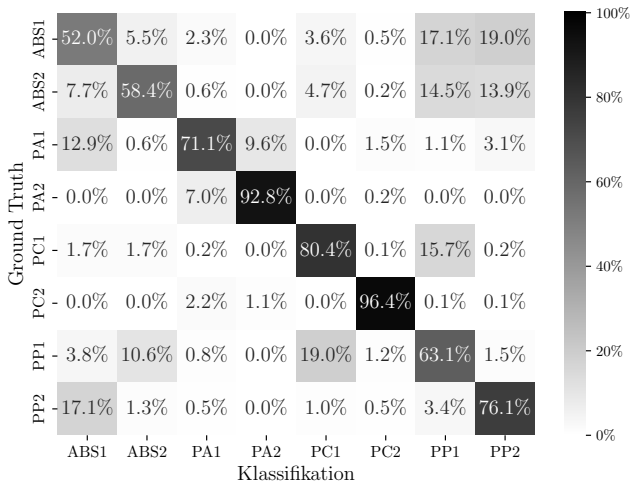


(a) Kunststoffe

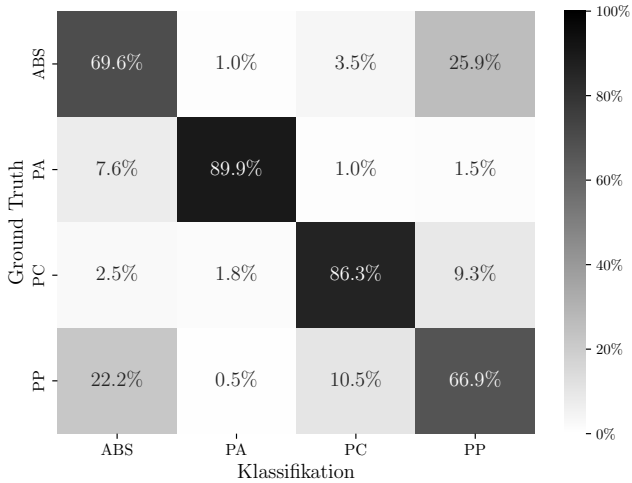


(b) Kunststoffgruppen

Abbildung 7.7: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung von *Abschneiden* und *Auffüllen*.



(a) Kunststoffe



(b) Kunststoffgruppen

Abbildung 7.8: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der geometrischen Interpolation.



Abbildung 7.9: Foto von Vertretern der vier Klassen an kugelförmigen Modellkörpern, v.l.n.r.: hölzerne Halbkugel, Holzkugel, Wattekugel, Wachsperle.

7.3.1 Beschreibung der Testobjekte und der Datengewinnung

Zur Untersuchung der Bewegungsinformation während der Transportphase auf einem Förderband werden geeignete Modellkörper ausgewählt. Diese sind in Abbildung 7.9 zu sehen und setzten sich aus hölzernen Halbkugeln, Holzkugeln, Wachsperlen und Wattekugeln zusammen. Die ausgewählten Modellkörper unterscheiden sich daher u. a. in ihrer Dichte und ihren Reibungskoeffizienten. Alle Objekte haben einen Durchmesser von 10 mm. Unterschiede in den farblichen Beschaffenheiten sind zu vernachlässigen, da diese nicht für die Materialcharakterisierung herangezogen werden. Als Versuchssystem kommt das in Abschnitt 5.1 erweiterte, experimentelle Sortiersystem zum Einsatz.

Beim Transport mittels Förderband gleicht sich die Geschwindigkeit der transportierten Objekte über die Transportdauer hin der Bandgeschwindigkeit an. Die Bewegungsstreuung nimmt somit über die Dauer des Transports ab. Die Hypothese der folgenden Untersuchung ist, dass die Anpassung einzelner Objekte an die Fördergeschwindigkeit materialabhängig ist und somit informationstragende Merkmale zur Unterscheidung verschiedener Materialien liefern kann. Das Bewegungsverhalten wird entsprechend in verschiedenen Beobachtungsbereichen auf dem Förderband, wie in Abbildung 7.10 dargestellt, untersucht. Hierzu werden pro Materialklasse und Beobachtungsbereich ca. 500 Tracks aufgezeichnet.

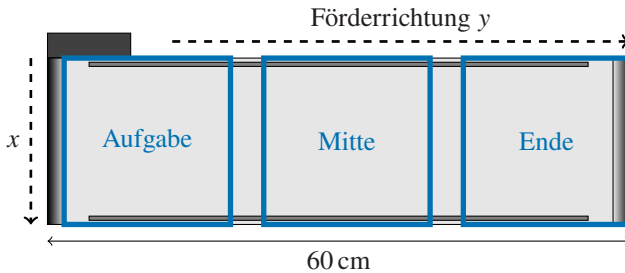


Abbildung 7.10: Sicht auf das Förderband des experimentellen Sortiersystems von oben mit Markierung der betrachteten Bereiche.

7.3.2 Berechnung statistischer Bewegungsmerkmale des Transportverhaltens auf dem Förderband

Auf Basis der aufgezeichneten Tracks werden weitergehende Merkmale extrahiert. Im Rahmen der Untersuchung werden hierfür integrale Merkmale, welche auf Informationen aus mehreren aufeinanderfolgenden Zeitschritten basieren, gewählt. Konkret handelt es sich dabei um statistische Kenngrößen basierend auf der Geschwindigkeit und Beschleunigung der einzelnen Tracks. Es werden zudem globale und lokale Merkmale berücksichtigt. Globale Merkmale bezeichnen Informationen, welche sich auf einen gesamten Track beziehen. Lokale Merkmale werden im Gegensatz dazu immer aus zwei innerhalb eines Tracks aufeinanderfolgenden Messungen für geschwindigkeitsbezogene Merkmale und drei für beschleunigungsbezogene Merkmale gewonnen. Der finale Merkmalsvektor umfasst 14 Dimensionen und enthält:

- die Anzahl der dem Track zugeordneten Messungen (1 Merkmal),
- die mittlere Geschwindigkeit des Objekts über die gesamte ermittelte Trajektorie (1 Merkmal),
- die minimale, durchschnittliche und maximale Geschwindigkeit zwischen zwei Messungen, jeweils für die x und y -Komponente (6 Merkmale) und

- die minimale, durchschnittliche und maximale Beschleunigung zwischen drei Messungen, jeweils für die x und y -Komponente (6 Merkmale).

Alle Merkmale werden zudem standardisiert, so dass die resultierenden transformierten Werte den Erwartungswert null und die Varianz eins besitzen.

7.3.3 Klassifikation der Modellkörper auf Basis statistischer Bewegungsmerkmale

Auf Basis des 14-dimensionalen Merkmalsvektors wird im finalen Schritt ein Random Forest trainiert. Der verwendete Klassifikator bildet einen Mehrheitsentscheid aus 10 einzelnen Entscheidungsbäumen. Der Klassifikator wird mit $1/3$ der Daten trainiert und mit den übrigen $2/3$ getestet. Die Aufteilung erfolgt zufällig.

Die detaillierten Klassifikationsergebnisse für die verschiedenen Beobachtungsbereiche sind in Abbildungen 7.11 bis 7.13 dargestellt, eine zusammenfassende Darstellung findet sich in Abbildung 7.14. In letzterer Darstellung wird als Gütemaß die Korrektklassifikationsrate verwendet, welche entsprechend der Notation aus Abbildung 2.8 für ein Zweiklassen-Problem als

$$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \cdot 100\% \quad (7.7)$$

definiert ist. Da es sich bei der betrachteten Aufgabenstellung um ein Multiklassen-Problem handelt, wird das Gütemaß für jede einzelne Objektklasse ermittelt, wobei alle anderen Objektklassen zu einer künstlichen zweiten Klassen zusammengeführt werden.

Die erzielten Ergebnisse verdeutlichen, dass selbst vergleichsweise einfache, statistische Kenngrößen zur Partikelbewegung eine hohe Aussagekraft hinsichtlich der vorliegenden Materialklasse haben. Die hölzernen Halbkugeln und Holzkugeln können in allen Szenarien am zuverlässigsten detektiert werden. Die Ergebnisse für Wachspelren und Wattekugeln liegen jedoch ebenfalls nicht weit ab von diesen hohen Erkennungsraten. Es kann ebenfalls festgestellt werden, dass die Klassifikationsgüte mit der Länge des für den Transport verwendeten Bandes zunimmt, d. h. von der Position *Aufgabe* über *Mitte* bis *Ende*.

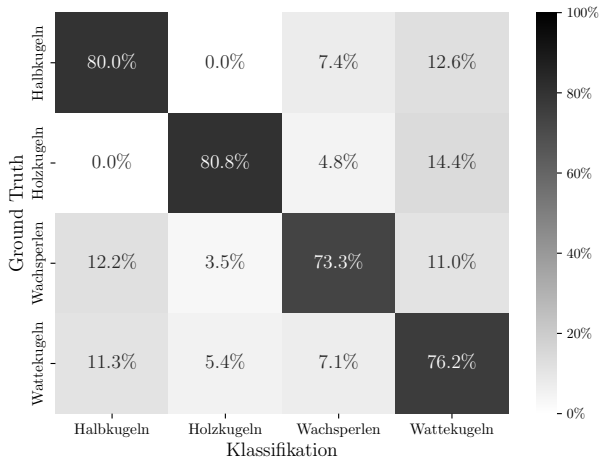


Abbildung 7.11: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform für den Beobachtungsbereich *Aufgabe*.



Abbildung 7.12: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform für den Beobachtungsbereich *Mitte*.

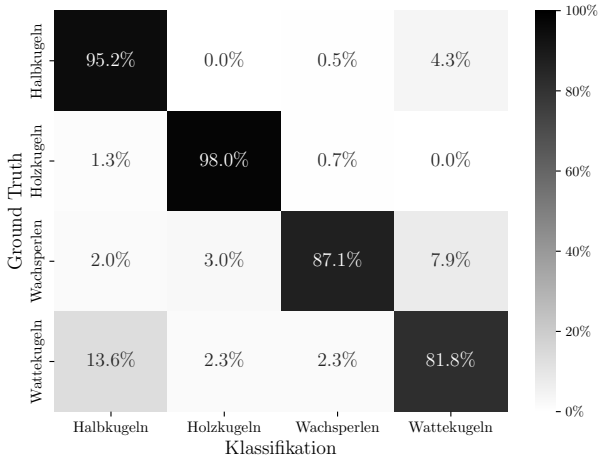


Abbildung 7.13: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform für den Beobachtungsbereich *Ende*.

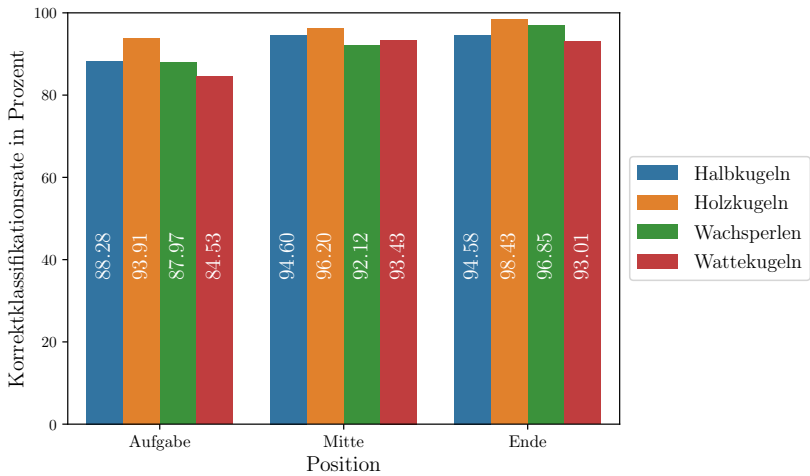


Abbildung 7.14: Zusammenfassung der Klassifikationsergebnisse auf Basis von Bewegung auf dem Förderband.

Eine mögliche Erklärung dafür ist, dass der Grad der Anpassung an die Transportgeschwindigkeit die aufschlussreichsten Bewegungseigenschaften offenbart. In diesem Fall würde die Klassifikationsgüte jedoch dann dramatisch abfallen, sobald die Bandlänge so lang ist, dass sich alle Objekte vollständig an die Transportgeschwindigkeit angepasst haben und sich daher in ihrem Bewegungsverhalten nicht mehr unterscheiden. Empirische Beobachtungen bei den Experimenten legen ebenfalls nahe, dass an der Position *Aufgabe* die Bewegung der Objekte noch sehr chaotisch und somit ggf. weniger vom Material als von der Aufgabemodalität beeinflusst ist.

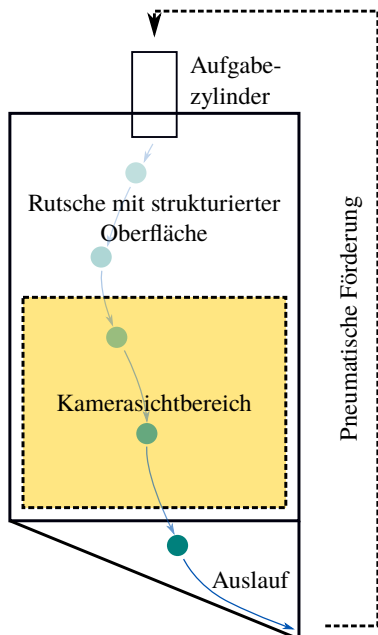
7.4 Verursachung unruhiger Bewegungspfade mittels strukturierter Rutschenoberfläche

Neben dem Bewegungsverhalten während elastischer Stöße und des Transports auf einem Förderband wird in diesem Abschnitt die Ableitung informations-tragender Merkmale während des Transports auf einer Rutsche untersucht. Das vorgestellte Verfahren lässt sich nahtlos in das Konzept der sensorgestützten Schüttgutsortierung einfügen.

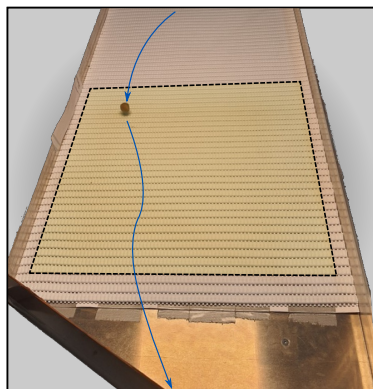
7.4.1 Beschreibung des Versuchsaufbaus, der Prüfobjekte und der Datengewinnung

Der Versuchsaufbau dieser Studie orientiert sich an einem Rutschensortierer. Die verwendete Rutsche hat eine Breite von 394 mm und ist in einem Winkel von $17,6^\circ$ horizontal geneigt. Vergleichbar mit dem Versuchsaufbau aus Abschnitt 7.2 wird ein Materialkreislauf mittels pneumatischer Förderung realisiert. Eine schematische Darstellung sowie ein Foto des umgesetzten Versuchssystems sind in Abbildung 7.15 zu sehen.

Die entscheidende Erweiterung besteht darin, dass die Rutsche nicht über eine glatte bzw. ebene, sondern eine strukturierte Oberfläche verfügt. Um verschiedene Oberflächen hierfür erproben zu können wird ein Aufbau realisiert, in den sich verschiedene Matten einspannen lassen. Für die Untersuchung werden zwei Matten ausgewählt, welche sich in zwei grundlegenden Eigenschaften unterscheiden. Es handelt sich hierbei um eine Matte mit Riffelmuster und ei-



(a) Schematische Darstellung des Versuchsaufbaus.



(b) Foto des realisierten Aufbaus. Der hervorgehobene Bereich entspricht dem Beobachtungsbereich der Kamera.

Abbildung 7.15: Darstellungen des Experimentalsystems zur Gewinnung von Bewegungspfaden auf einer Rutsche mit strukturierter Oberfläche.

nen Hygiene-Laufrost (siehe Abbildung 7.16). Diese Matten werden u. a. als Bodenbeläge eingesetzt. Das Riffelmuster weist eine eher grobe, der Hygiene-Laufrost eine sehr feine Struktur auf. Zudem ist die Struktur beim Riffelmuster periodisch um 90° gedreht, beim Hygiene-Laufrost ist die Anordnung der Struktur gleichbleibend.

Der Bildausschnitt der Kamera beträgt bei diesem Versuchsaufbau 980×1016 Pixel und umfasst einen Beobachtungsbereich von etwa 308×318 mm, woraus sich eine Ortsauflösung von ca. 0,31 mm pro Pixel ergibt. Als Beleuchtung wird ein LED Auflicht genutzt, welches aus einer Leuchtfläche mit mittigem Blickloch für die Kamera besteht.

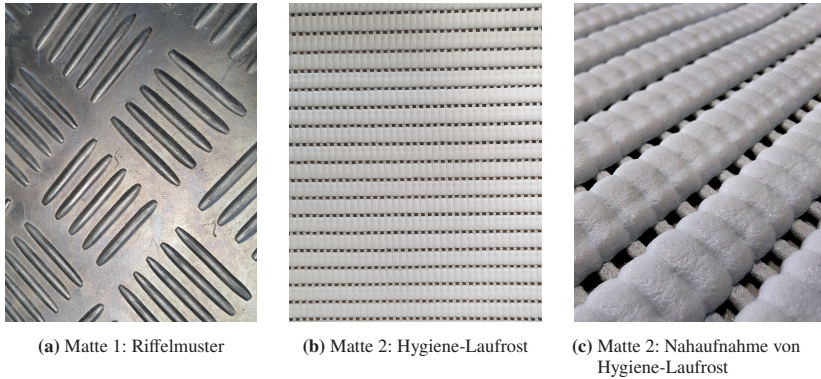
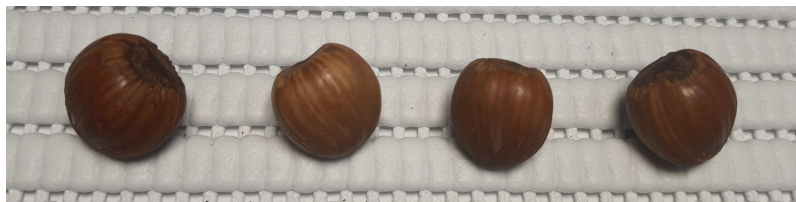


Abbildung 7.16: Polymermatten, welche als strukturierte Oberfläche der Rutsche dienen.

Es werden zwei Klassifikationsaufgaben untersucht. Zunächst wird eine Teilmenge der bereits in Abschnitt 7.2 eingeführten Plastikugeln betrachtet, namentlich die Vertreter PA1, PC1, PC2, PP1 und PP2. Für diese Testobjekte wird zunächst der Einfluss der Struktur der Oberfläche sowie die generelle Eignung des Verfahrens vergleichend zu den Untersuchungen aus Abschnitt 7.2 analysiert.

Darauf folgend werden reale Produkte in der Form von Haselnüssen betrachtet. Die Gewährleistung der Produktqualität und -sicherheit ist besonders bei der Verarbeitung von Lebensmitteln und landwirtschaftlichen Produkten essentiell. Nüsse sind ein vergleichsweise teures Produkt und erfreuen sich aufgrund des wachsenden Marktes im Bereich der gesunden Ernährung einer steigenden Nachfrage. Die Qualitätsansprüche der Verbraucher sind dabei besonders hoch. Eine Art von Defekten, welche mittels konventioneller sensorgestützter Schüttgutsortiersysteme nicht geprüft werden können, sind innere Beschädigungen, wie z. B. hohle Nüsse. Im Kontext der Studie werden zwei Klassen von Haselnüssen betrachtet. Es handelt sich hierbei um unbeschädigte Haselnüsse sowie Haselnüsse mit Insektenschaden. Die Testobjekte sind in Abbildung 7.17 abgebildet. Aus Abbildung 7.17b ist ersichtlich, dass der Schaden durch einen Käfer namens *Curculio nucum* (Haselnussbohrer) entstanden ist. Diese Nüsse sind im Gegensatz zu den unbeschädigten innen hohl.



(a) Ohne Defekt



(b) Mit Defekt

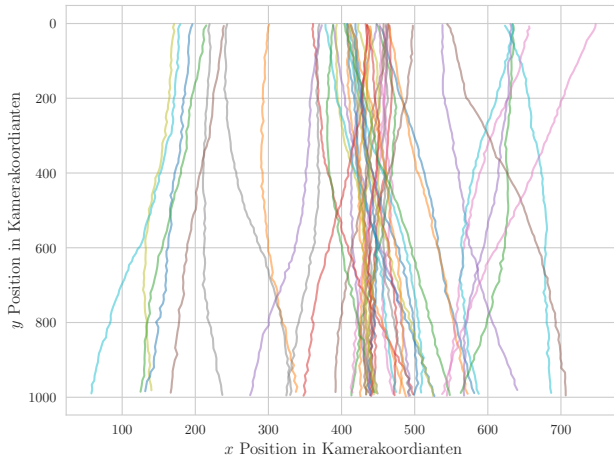
Abbildung 7.17: Fotos der verwendeten Haselnüsse.

Für die fünf Plastikugeln sowie die sieben Haselnüsse werden jeweils 5.000 Tracks gewonnen. Der Datensatz der Haselnüsse enthält daher 20.000 Tracks von unbeschädigten und 15.000 Tracks von beschädigten Haselnüssen. Eine beispielhafte Visualisierung der resultierenden Tracks befindet sich in Abbildung 7.18. Analog zu dem Vorgehen in Abschnitt 7.2 wird je Klassifikationsaufgabe die mittlere Anzahl an Messungen der Tracks verwendet und alle Tracks auf diese Länge aufgefüllt bzw. abgeschnitten, um einen Merkmalsvektor konstanter Länge zu erhalten. Wie in den vorherigen Untersuchungen werden die Merkmale zu Erwartungswert null und Varianz eins standardisiert.

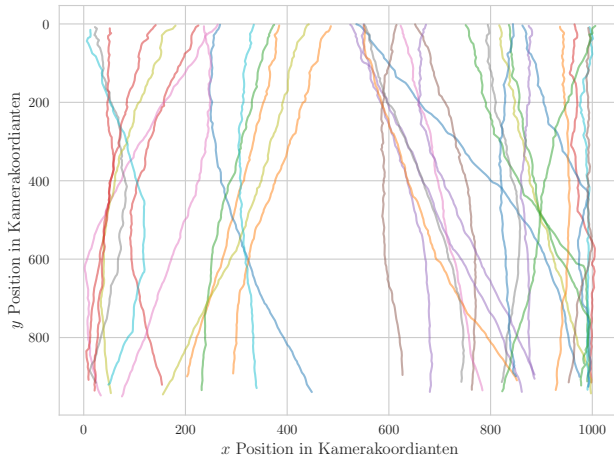
7.4.2 Klassifikation der Kunststoffkugeln unter Nutzung der Koordinaten als Merkmale

Als Klassifikationsverfahren wird ebenfalls eine SVM mit RBF-Kernel genutzt. Der Klassifikator wird mit $\frac{1}{3}$ der Daten trainiert und mit den übrigen $\frac{2}{3}$ getestet. Die Aufteilung erfolgt zufällig.

Die Klassifikationsergebnisse bei Verwendung der Plastikugeln und der Koordinaten als Merkmale sind in Abbildung 7.19 dargestellt. Auf Matte 1 wird



(a) Plastikkugeln (PA1) auf Matte 1.



(b) Haselnüsse (unbeschädigt) auf Matte 2.

Abbildung 7.18: Visualisierung einer Auswahl aufgezeichneter Tracks auf der Rutsche mit strukturierter Oberfläche. Die Hauptbewegungsrichtung ist von oben nach unten.

eine Korrekturklassifikationsrate von 59,7 % und auf Matte 2 von 60,7 % erzielt. Ein erheblicher Einfluss der Struktur der Oberfläche ist für diese Aufgabenteilung nicht zu erkennen, lediglich ist die Korrekturklassifikationsrate unter Verwendung von Matte 2 zwischen den einzelnen Klassen ausgeglichener.

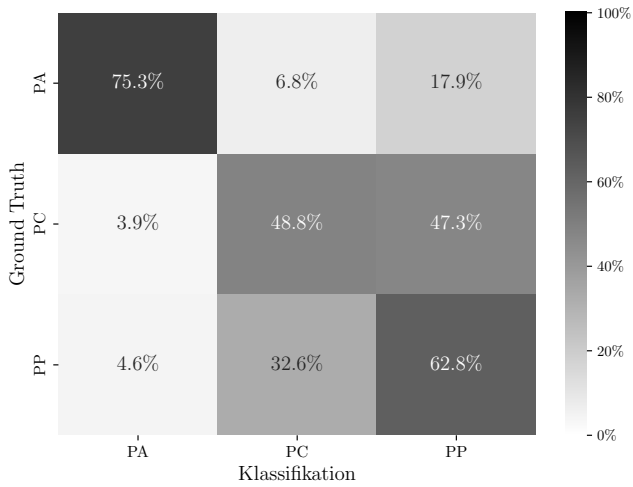
Im Vergleich zu den Ergebnissen aus Abschnitt 7.2 gelingt die Erkennung der verschiedenen Polymere auf der Rutsche mit strukturierter Oberfläche vergleichsweise schlecht. Daher wird im Folgenden die Extraktion weitergehender Merkmale untersucht.

7.4.3 Entwicklung weitergehender Merkmale zur Steigerung der Klassifikationsleistung

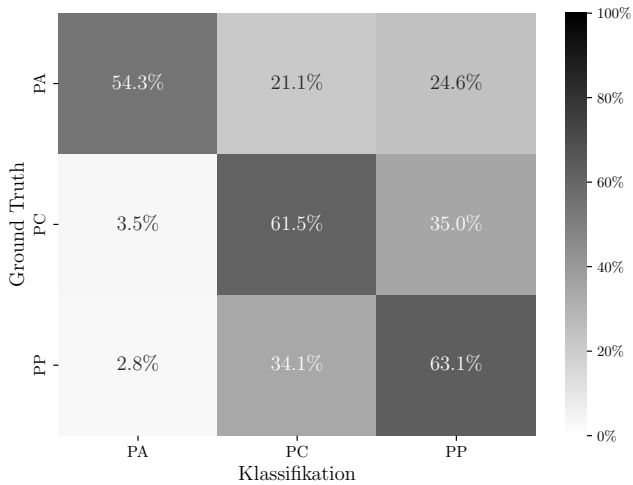
Um die in Abschnitt 7.4.2 festgestellte Klassifikationsleistung potentiell zu steigern werden für die Untersuchung weitergehende Merkmalsextraktionsverfahren realisiert. Als Datenbasis dienen nach wie vor die Koordinaten der Messungen der einzelnen Tracks. Es werden keine optischen Merkmale verwendet. Es werden zwei Ansätze aus der Literatur erprobt und ein dritter Ansatz hergeleitet.

Coefficient Feature Space Die erste Form der Merkmalsextraktion basiert auf der in [Naf+06] vorgestellten Idee, einen Koeffizientenmerkmalraum von räumlich-zeitlichen Funktionsapproximationen zu verwenden. Dieser Ansatz wurde in seinem ursprünglichen Kontext für die Klassifikation von Objekten in Videoüberwachungsaufnahmen entwickelt. Als Approximationsfunktion wird hierfür eine Polynomial-Anpassung parametrierbaren Grades mittels der Methode der kleinsten Quadrate berücksichtigt. Hierfür werden für die x und y Koordinaten der Messungen eines Tracks die Koeffizienten des Polynom getrennt bestimmt, durch welche der Fehler

$$\sum_{t=0}^{|\mathcal{T}|} |p_x(t) - \mathbf{p}_{t,x}| \quad (7.8)$$



(a) Matte 1



(b) Matte 2

Abbildung 7.19: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform für Plastikkugeln bei Verwendung von Koordinaten.

bzw.

$$\sum_{t=0}^{|\mathcal{T}|} |p_y(t) - \mathbf{p}_{t,y}| \quad (7.9)$$

minimiert wird. Die ermittelten Koeffizienten dienen dann als Merkmale. Ein Parameter dieses Verfahrens ist daher der verwendete Grad des Polynoms. Der resultierende Merkmalsvektor hat die zweifache Größe des gewählten Grads. Im Folgenden wird diese Art der Merkmalsextraktion als *Coefficient Feature Space* (CFS) bezeichnet.

Physics of Movement Die zweite Art der Merkmalsextraktion basiert auf der in [Dod+09] vorgestellten deskriptiven statistischen Analyse, die ursprünglich im Kontext der Klassifizierung urbaner Verkehrsmittel anhand von GPS-Daten vorgeschlagen wurde. Die Autoren schlagen eine Reihe von statistischen Merkmalen vor, um Bewegungsprofile abzuleiten. Die in dieser Arbeit umgesetzte Implementierung berücksichtigt Geschwindigkeit, Beschleunigung und Drehwinkel für die Berechnung solcher Profile. Diese Profile werden schließlich auf der Basis einer Sinusoidität, welche als Länge eines Abschnitts im Bewegungspfad und der geradlinigen Distanz zwischen Anfangs- und Endpunkt dieses Abschnitts definiert ist, und eines Abweichungsindex segmentiert. Eine detaillierte Beschreibung des Algorithmus ist in [Dod+09] zu finden. Ein Parameter für diese Art der Merkmalsextraktion ist die sogenannte Dekompositionsschwelle des Algorithmus. Unter Bezugnahme auf das ursprünglich in [Dod+09] vorgeschlagene Framework umfasst der hier verwendete Merkmalsvektor den Mittelwert sowie die Standardabweichung der Länge der resultierenden Segmente jeder Zerlegungsklasse, die Anzahl der Profiländerungen pro Zerlegungsklasse sowie das Verhältnis der Segmentlängen pro Zerlegungsklasse im Verhältnis zum Gesamtprofil. Der resultierende Merkmalsvektor hat eine Dimensionalität von 45. In Anlehnung an den Namen der Publikation werden diese Merkmale im Folgenden *Physics of Movement* (POM) Merkmale genannt.

Turbulenzmerkmale Im Rahmen der Untersuchung wird schließlich eine dritte Art der Merkmalsextraktion hergeleitet, welche auf Geschwindigkeit und Turbulenz basiert. Die Geschwindigkeiten werden bei diesem Verfahren über ein gleitendes Fenster berechnet, wobei die Fenstergröße w den Parameter

für diese Art der Merkmalsextraktion darstellt. Die Geschwindigkeiten werden auf diese Weise für beide Richtungskomponenten entsprechend

$$V := \left\{ \mathbf{p}_{t_w} - \mathbf{p}_{t_1}, \mathbf{p}_{t_{w+1}} - \mathbf{p}_{t_2}, \dots, \mathbf{p}_{t_n} - \mathbf{p}_{t_{n-(w-1)}} \right\} \quad (7.10)$$

berechnet. Die Turbulenzintensität TI ist ein Merkmal, das typischerweise in wissenschaftlichen Anwendungen wie Rohrströmungssimulationen [Rus+16] oder auch zur Optimierung von Windparkdesigns [Bar+07] verwendet wird. Für jedes Zeitfenster wird die durchschnittliche Geschwindigkeit $\bar{\mathbf{v}}$ über das gesamte Fenster sowie die Geschwindigkeiten \mathbf{v}_i zwischen allen zeitlich aufeinanderfolgenden Koordinaten innerhalb des Fensters berechnet. Die Geschwindigkeitsschwankungen \mathbf{v}_f werden nach

$$\mathbf{v}_f^2 := \frac{1}{w-1} \sum_{i=1}^w (\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}})^2 \quad (7.11)$$

bestimmt und dann für die Berechnung von TI wie gegeben durch

$$TI := \frac{1}{U} \sqrt{\frac{1}{2} (\mathbf{v}_{f,x}^2 + \mathbf{v}_{f,y}^2)} \quad (7.12)$$

verwendet, wobei U die mittlere Geschwindigkeit über alle bekannten Tracks darstellt. Der resultierende Merkmalsvektor enthält $|\mathcal{T}| - w$ geschwindigkeitsbezogene Merkmale für die x und y -Komponente und $|\mathcal{T}| - w - 1$ turbulenzbezogene Merkmale für die x und y -Komponente, was zu einer Dimensionalität des Merkmalsvektors von $4|\mathcal{T}| - 4w - 2$ führt.

7.4.4 Klassifikation der Kunststoffkugeln unter Nutzung der weitergehenden Merkmale

Alle drei Ansätze zur Merkmalsextraktion verfügen über einen Parameter, dessen optimaler Wert im Vorfeld unbekannt ist. Daher wird für die Klassifikation der Bereich an plausiblen Werten mittels Rastersuche unterabgetastet und so die beste Parametrisierung bestimmt.

Die Ergebnisse für die drei Ansätze zur Unterscheidung der Plastikkugeln sind in Abbildungen 7.20 bis 7.22 für Matte 1 abgebildet. Bei Verwendung der CFS

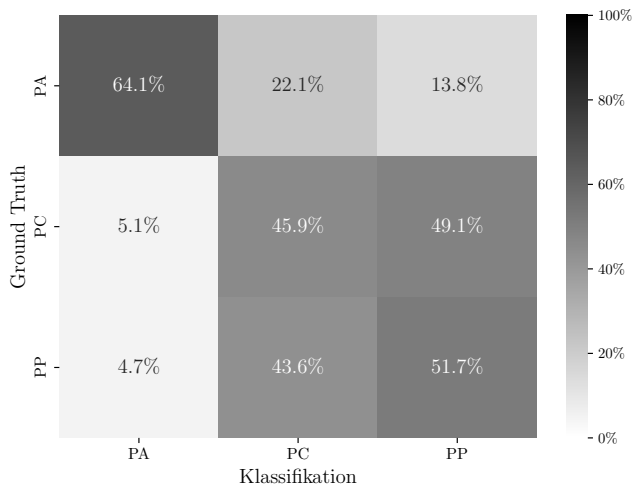


Abbildung 7.20: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der Plastikkugeln auf Matte 1 mit CFS Merkmalen.

Merkmale werden Ergebnisse für die Polynomgrade 1 bis 15 berücksichtigt. Als bester Wert wird der Grad 2 ermittelt. Die resultierende Korrektclassifikationsrate liegt bei 51,8% und somit unterhalb des Ergebnisses auf Basis der Koordinaten. Für die POM Merkmale liegt der zulässige Wertebereich der Dekompositionsschwelle zwischen 0 und 1 und wird in Schritten von 0.05 abgetastet. Das beste Ergebnis wird für die Parametrisierung 0.6 ermittelt. Die resultierende Korrektclassifikationsrate liegt bei 58,4% und ist somit gleichwertig mit dem Ergebnis auf Basis der Koordinaten. Für den Turbulenzbasierten Ansatz werden alle Fenstergrößen zwischen 2 und $|\mathcal{T}| - 2$ berücksichtigt. Die besten Ergebnisse werden für die Fenstergröße 3 festgestellt. Die Korrektclassifikationsrate liegt hierfür bei 73,3% und entspricht somit dem besten erzielten Ergebnis.

Eine Visualisierung der entsprechenden Ergebnisse unter Verwendung von Matte 2 ist in Abbildungen 7.23 bis 7.25 zu sehen. Bei Verwendung der CFS Merkmale wird als bester Parameter ebenfalls 2 ermittelt, die resultierende Korrektclassifikationsrate liegt bei 53,3% und ist somit nur geringfügig besser als das Ergebnis von Matte 1. Für die POM Merkmale wird das beste Ergebnis

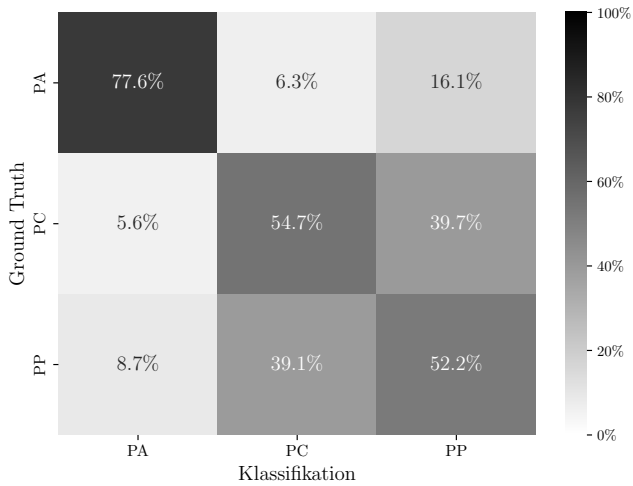


Abbildung 7.21: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der Plastikkugeln auf Matte 1 mit POM Merkmalen.

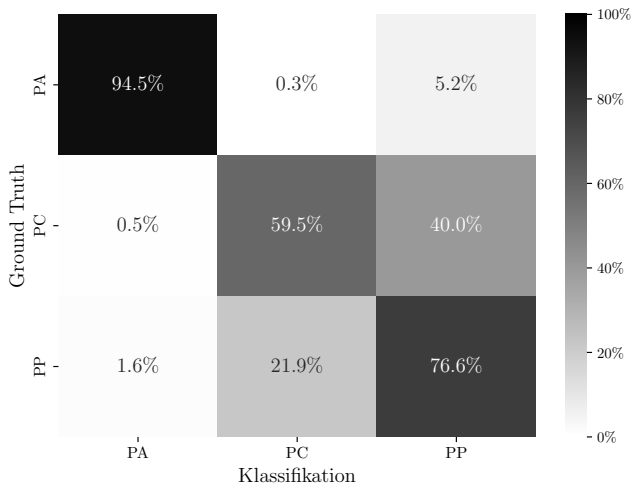


Abbildung 7.22: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der Plastikkugeln auf Matte 1 mit den vorgeschlagenen Turbulenzmerkmalen.

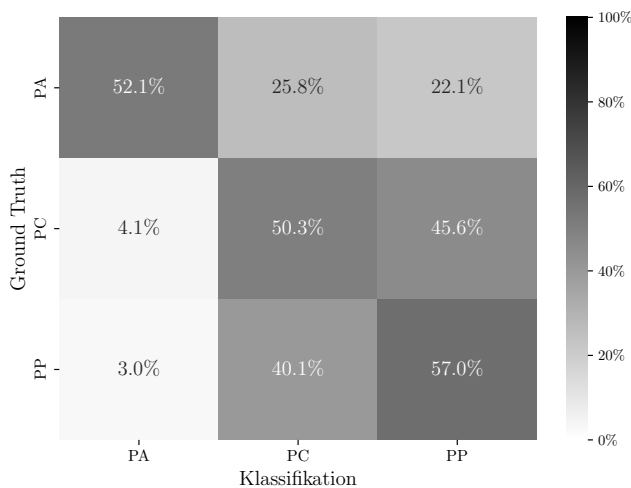


Abbildung 7.23: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der Plastikkugeln auf Matte 2 mit CFS Merkmalen.

für die Parametrisierung 0.05 ermittelt. Die resultierende Korrektklassifikationsrate liegt bei 57,8 % und somit leicht unter dem Ergebnis von Matte 1. Für den Turbulenz-basierten Ansatz wird als beste Parametrisierung genau wie bei Matte 1 die Fenstergröße 3 festgestellt. Die Korrektklassifikationsrate liegt hierfür bei 78,8 % und somit über dem Ergebnis von Matte 1.

Aus den erzielten Ergebnissen ist erkennbar, dass die Wahl der Merkmalsextraktion einen deutlich größeren Einfluss auf die Korrektklassifikationsrate als die eingesetzte Matte hat. Im Folgenden wird daher auf eine weitere Unterscheidung verzichtet und nur noch Ergebnisse der Versuche mit Matte 2 diskutiert.

7.4.5 Klassifikation der Haselnüsse unter Nutzung der weitergehenden Merkmale

Äquivalente Experimente werden mit den zwei Arten von Haselnüssen auf Matte 2 durchgeführt. Die Ergebnisse sind in Abbildungen 7.26 bis 7.29 visua-

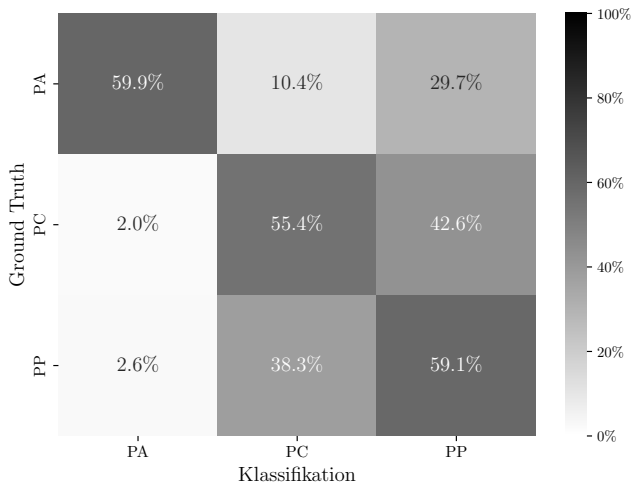


Abbildung 7.24: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der Plastikkugeln auf Matte 2 mit POM Merkmalen.

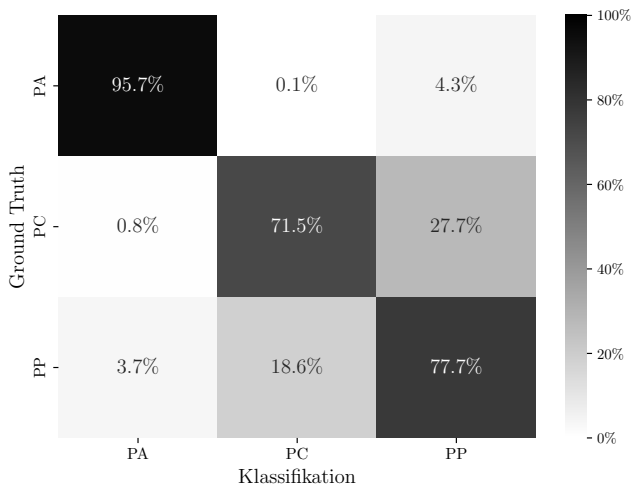


Abbildung 7.25: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der Plastikkugeln auf Matte 2 mit den vorgeschlagenen Turbulenzmerkmalen.

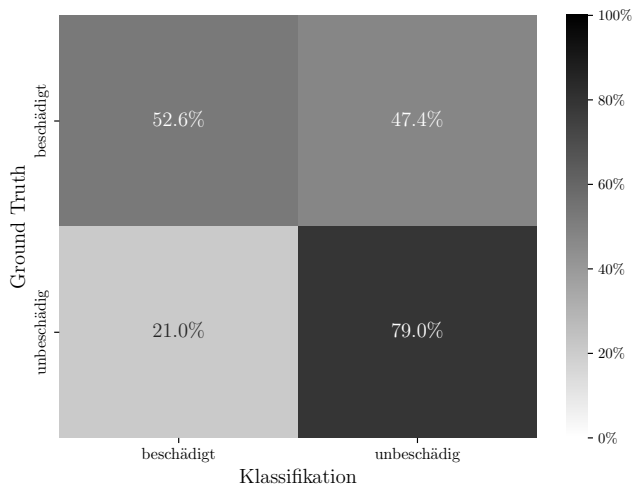


Abbildung 7.26: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der Haselnüsse auf Matte 2 bei Verwendung von Koordinaten.

lisiert. Bei Verwendung der Koordinaten wird eine Korrekturklassifikationsrate von 67,8 % und somit ein deutlich höherer Wert im Vergleich zu den Plastikugeln erzielt. Auffällig ist, dass insbesondere die Erkennung unbeschädigter Haselnüsse eine hohe Genauigkeit aufweist. Bei Verwendung der CFS Merkmale wird als optimale Parametrisierung der Grad 6 ermittelt. Die resultierende Korrekturklassifikationsrate liegt bei 65,7 % und somit leicht unter den Ergebnissen bei Verwendung der Koordinaten. Ähnliches gilt für die POM Merkmale, für welche bei der besten ermittelten Dekompositionsschwelle von 0.05 eine Korrekturklassifikationsrate von 67,2 % erzielt wird. Als bestes Verfahren wird, genau wie bei den Plastikugeln, der Turbulenz-basierte Ansatz mit einer Korrekturklassifikationsrate von 75,4 % identifiziert.

Die erzielten Ergebnisse verdeutlichen, dass durch die Anregung von Partikeln während der Transportphase informationstragende Merkmale zur bewegungsbasierten Materialcharakterisierung gewonnen werden können. Durch den Einsatz einer Rutsche mit strukturierter Oberfläche wurde aufgezeigt, wie sich eine entsprechende Integration in sensorgestützte Schüttgutsortiersysteme realisieren lassen könnte.

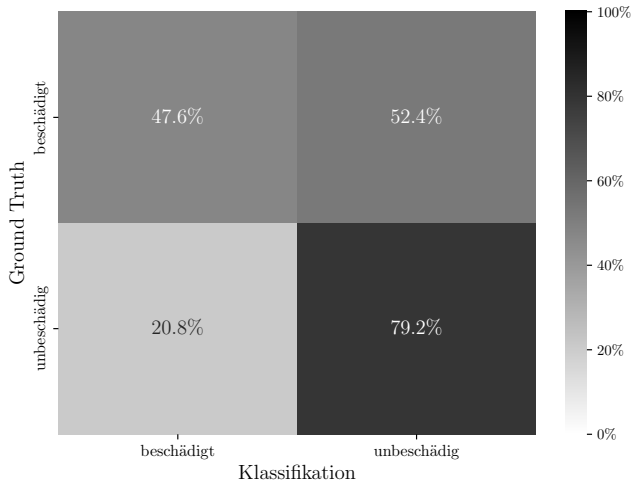


Abbildung 7.27: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der Haselnüsse auf Matte 2 mit CFS Merkmalen.

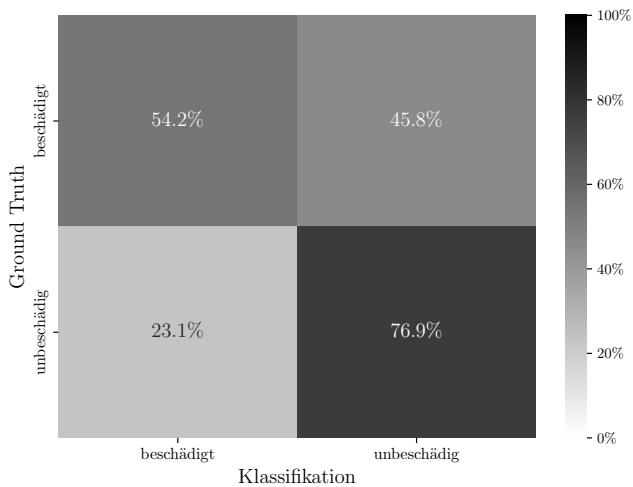


Abbildung 7.28: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der Haselnüsse auf Matte 2 mit POM Merkmalen.

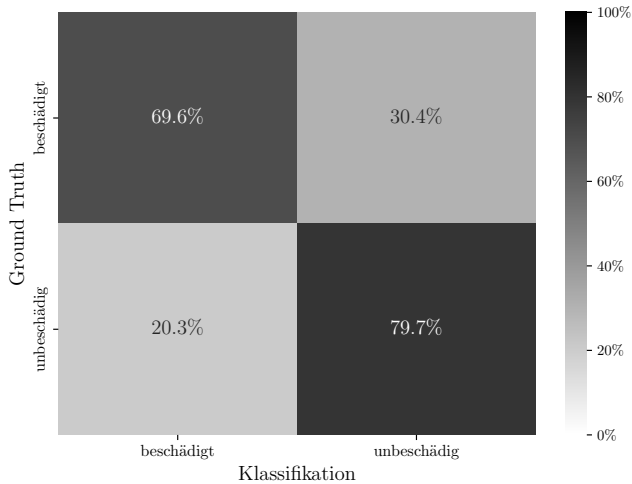


Abbildung 7.29: Klassifikationsergebnisse in Form von relativen Häufigkeiten in Matrixform unter Verwendung der Haselnüsse auf Matte 2 mit den vorgeschlagenen Turbulenzmerkmalen.

7.5 Zusammenfassung und Diskussion der Ergebnisse

Für die Untersuchung der Forschungsfrage nach der Unterscheidbarkeit optisch identischer bzw. schwer unterscheidbarer Materialien auf Basis ihres Bewegungsverhaltens wurden in diesem Kapitel die Erweiterungen der Bildfolgenauswertung sowie drei Szenarien mit gezielter Anregung der Prüfobjekte vorgestellt. Für alle Szenarien galt dabei, dass die jeweilige Charakterisierungsaufgabe nicht anhand des optischen Erscheinungsbilds der Prüfobjekte lösbar ist. Als Datengrundlage wurden unter Verwendung der jeweils realisierten Versuchsaufbauten Tracks in Form von Koordinatenlisten gewonnen. Für die verschiedenen Szenarien wurden Methoden zur Merkmalsextraktion vorgestellt. Als Klassifikationsverfahren kamen eine SVM und ein Random Forest zum Einsatz.

Im ersten Szenario wurde ein an *Impact Acoustic* angelegter Versuchsaufbau realisiert und elastische Stöße zwischen den Prüfobjekten, Kunststoffkugeln

gleicher Geometrie aus verschiedenen Polymeren, und einer Kollisionsfläche betrachtet. Ziel der Untersuchung war es zu prüfen, ob die Bewegungspfade in Folge der elastischen Stöße materialspezifische Charakteristika aufweisen. Für das Training einer SVM wurden die beobachteten Koordinaten als Merkmale verwendet. Bei der Klassifikation nach Kunststoffgruppe wurden Korrektorklassifikationsraten von bis zu ca. 92 % erzielt. Eine Limitierung des Verfahrens ist jedoch, dass Prüfobjekte der Inspektion einzelnen zugeführt werden müssen und somit kein hoher Massenstrom erzielt werden kann. Zudem lässt sich das Verfahren nicht direkt in eine der vorherrschenden Systemauslegungen sensorgestützter Schüttgutsortiersysteme integrieren.

Im zweiten Szenario wurde das Bewegungsverhalten von vier kugelartigen Modellkörpern während des Transports auf einem Förderband untersucht. Ein besonderer Fokus lag dabei auf der vermeintlich materialabhängigen Anpassung einzelner Objekte an die Bandgeschwindigkeit. Daher wurden mehrere Bereiche auf einem Förderband betrachtet. Auf Basis der Tracks wurden 14 statistische Bewegungsmerkmale berechnet und für das Training eines Random Forest Klassifikators genutzt. Es wurden Korrektorklassifikationsraten von bis zu ca. 98 % erzielt.

Das dritte Szenario befasste sich mit der Erzeugung unruhiger Bewegungspfade der Prüfobjekte mittels einer Rutsche mit strukturierter Oberfläche. Vergleichbar mit dem ersten Szenario bestand das Ziel der Untersuchung darin zu prüfen, ob durch die Kollisionen materialspezifische Bewegungspfade entstehen. Als Prüfobjekte wurden die Kunststoffkugeln aus dem zweiten Szenario sowie Haselnüsse, welche teilweise durch ein Insekt beschädigt wurden, verwendet. Zudem wurden zwei unterschiedliche Matten zur Realisierung der strukturierten Oberfläche ausgewählt. Es wurden zwei Verfahren zur Merkmalsextraktion aus der Literatur sowie ein eigener Ansatz vorgestellt. Als Klassifikationsverfahren kam eine SVM zum Einsatz. Für die Kunststoffkugeln wurden Korrektorklassifikationsraten von bis zu ca. 96 %, für die Haselnüsse von bis zu ca. 80 % erzielt. Der Einfluss der Mattenauswahl war dabei in allen Fällen deutlich kleiner als der des gewählten Verfahrens zur Merkmalsextraktion. Daher kann davon ausgegangen werden, dass die konkrete Art der Anregung durch die Form der Hindernisse durch die Struktur eine untergeordnete Rolle spielt.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die Szenarien zwei und drei sich sehr gut für eine Integration in sensorgestützte Schüttgutsortiersysteme in Form von Band- bzw. Rutschensortierern eignen und somit eine Materialcharakterisierung

risierung auf Basis von Bewegungsinformation ermöglichen. In beiden Fällen gilt, dass eine uniforme Transportgeschwindigkeit aktiv verhindert wird. In konventionellen Systemen ohne Bildfolgenauswertung, wie dem in dieser Arbeit betrachteten Referenzsystem, wäre dies problematisch, da die Qualität der Materialausschleusung hierdurch sinken könnte. In Kombination mit den in Kapitel 6 vorgestellten Verfahren bestünde dieses Problem jedoch nicht.

8 Fazit

In diesem Kapitel werden die vorgestellten Verfahren und Experimente im Kontext der eingangs gestellten Forschungsfragen zusammengefasst. Zudem werden weiterführende Fragestellungen diskutiert, welche sich unter Verwendung der in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren in der Zukunft untersuchen lassen.

8.1 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurde der Einsatz von Hochgeschwindigkeitskameras als Inspektionssensorik für die sensorgestützte Schüttgutsortierung erforscht. Es wurde untersucht, ob die Gewinnung und Nutzung partikelindividueller Bewegungsinformation die Unterscheidung und somit Sortierung optisch identischer bzw. schwer unterscheidbarer Materialien ermöglicht, sich für die Berechnung präziser Steuersignale für die Materialausschleusung nutzen lässt und die Bewertung bzw. Optimierung bestehender Systemauslegungen ermöglicht.

Zur Untersuchung der Fragestellungen wurde ein echtzeitfähiges Bildfolgenauswertesystem mit Multiobject-Tracking realisiert, welches die Beobachtung im Materialstrom enthaltener Partikel zu mehreren Zeitpunkten ermöglicht und in einen zeitlichen Kontext bringt. Ein Schwerpunkt der Entwicklung lag hierbei auf Verfahren zur Reduktion der Laufzeit, insbesondere für die Lösung des Zuordnungsproblems. Hierfür wurden zwei Lösungsansätze vorgestellt und experimentell evaluiert. Durch die Erforschung einer für eine GPU optimierten Implementierung des Auktionsalgorithmus konnte experimentell gezeigt werden, dass das entwickelte System die Verfolgung von über Tausend Partikeln ermöglicht und somit für den echtzeitfähigen Einsatz in der sensorgestützten Schüttgutsortierung geeignet ist.

Erweiterte Merkmalsgewinnung für die Materialcharakterisierung Anhand ausgewählter Szenarien erfolgte die Erforschung von Verfahren zur bewegungsbasierten Materialcharakterisierung. Hierfür wurde der nutzbare, aus optischen Eigenschaften bestehende Merkmalsraum um Bewegungscharakteristika erweitert. Es erfolgte der experimentelle Nachweis der Unterscheidbarkeit optisch identischer Objekte auf Basis von Bildfolgen im Kontext der Schüttgutsortierung. Es wurde u. a. ein Verfahren zur Unterscheidung hohler und gesunder Haselnüsse und somit eine Lösung für ein derzeit noch offenes Sortierproblem vorgestellt, wodurch ein qualitativer Fortschritt gegenüber dem Stand der Forschung und Technik erzielt wird.

Bewegungsinformation für eine verbesserte Materialausschleusung Neben der Verfolgung von Bewegungspfaden ermöglicht das realisierte prädiktive Multiobject-Tracking Vorhersagen über die zukünftige Lokalisierung einzelner Partikel. Hierdurch lassen sich präzise Steuersignale für die Aktorik berechnen, wodurch eine sichere Ausschleusung erzielt wird. Für die experimentellen Untersuchungen wurde ein Schüttgutsortiersystem für den Einsatz einer Flächenkamera und für die Nutzung von Bewegungsinformation zur Materialausschleusung ertüchtigt. Durch den experimentellen Vergleich mit einem Referenzsortiersystem wurde aufgezeigt, dass insbesondere bei schwierigen Materialtransportbedingungen eine deutlich höhere Trennschärfe erzielt wird. Neben diesen quantitativen Verfahrensfortschritten ergeben sich hierdurch neue Anwendungsfelder für die sensorgestützte Schüttgutsortierung, insbesondere für hinsichtlich der Materialberuhigung unkooperative Materialien.

Analyseverfahren zur verbesserten Systemauslegung Durch die Wahl geeignet Förder-, Transport- und Separationsmechanismen werden Systemauslegungen auf konkrete Sortieraufgaben zugeschnitten, um eine gewünschte Sortiereffizienz zu erzielen. Der Materialtransport ist dabei ein wesentlicher Schritt und hat starken Einfluss auf die Sortierqualität. Neben der eigentlichen Materialbeförderungen muss insbesondere eine uniforme Transportgeschwindigkeit sichergestellt werden. Es erfolgte die Erforschung eines Verfahrens zur Erfassung und quantitativen Beschreibung des Transportverhaltens. Eine Flächenkamera wurde im Sinne einer Analysensorik in ein Sortiersystem integriert, um für definierte Referenzsortierprobleme Bildfolgen der Transportphase zu gewinnen, Trajektorien zu extrahieren, und statistisch zu analysieren.

Es wurde gezeigt, dass die so gewonnene Bewegungsinformation sich für den systematischen Vergleich verschiedener Systemauslegungen sowie die Identifikation geeigneter Parametrisierungen, insbesondere für die Separation, um eine angestrebte Sortierqualität gewährleisten zu können, eignet.

8.2 Ausblick

Der Einsatz einer Flächenkamera in Verbindung mit den vorgestellten Verfahren zur Bildfolgenauswertung bietet großes Potential für die Untersuchung weiterer spannender Fragestellungen. Im Folgenden wird aufgezeigt, welche Forschungsrichtungen zukünftig auf Basis der in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren eingeschlagen werden können.

Materialspezifisches Tracking Da der entwickelte Lösungsansatz auf der sensorischen Beobachtung einer räumlichen Fläche beruht, ist er zum derzeitigen Stand lediglich für Sortiersysteme mit VIS Sensorik einsetzbar. Insbesondere die Sortierung mit zeilenscannender Hyperspektralsensorik im NIR gewinnt jedoch immer mehr an Bedeutung, da zahlreiche Sortieraufgabenstellungen mit ihr gelöst werden können. Die Vorteile der bildfolgenerweiterten Schüttgutsortierung können dennoch durch den Einsatz eines Multi-Sensor-Systems bestehend aus VIS Flächen- und zeilenscannender Hyperspektralkamera genutzt werden. Zudem dürfen in den nächsten Jahren technologische Fortschritte hinsichtlich Hyperspektralflächenkameras, sogenannten Snapshot Kameras, erwartet werden. Diese Sensortechnologie ermöglicht den Einsatz der in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren in Verbindung mit Hyperspektralkameras. Um die im NIR gewonnene Materialinformation für ein robusteres Tracking zu nutzen muss lediglich ein neues Distanzmaß für das Zuordnungsproblem definiert werden. Ein entsprechendes Konzept des *material aware tracking* wurde bereits in [Xio+20] vorgestellt.

Tracking des Materialstroms Ein wirtschaftliches Bestreben bei der Entwicklung neuer Sortiersysteme liegt zweifelsohne in der Maximierung des Massenstroms und damit der Belegungsdichte. Unter Annahme extrem hoher Belegungsdichten gilt es zu untersuchen, inwiefern von einer Bewegungs-

verfolgung einzelner Partikel abzusehen und viel mehr die Bewegung des entstehenden Stroms wertvolle Informationen für die Materialtrennung und -charakterisierung liefern kann.

Erfassung optischer Merkmale zu mehreren Zeitpunkten Neben der Ableitung bewegungsbasierter Merkmale ermöglichen die vorgestellten Verfahren ebenfalls die Erfassung optische Merkmale, z. B. auf Basis von Form und Farbe, zu mehreren Zeitpunkten [Bau19]. Rotierende Partikel können dabei aus mehreren Perspektiven betrachtet werden, wodurch der Einsatz kostspieliger Mehrkamarasysteme für die Beobachtung von mehreren Seiten entfällt. Die statistische Analyse einzelner Merkmale zu mehreren Zeitpunkten, z. B. in Form der Bildung von Mittelwerten, bietet das Potential für eine robustere Materialcharakterisierung.

Materialausschleusung bei Bewegungsanregung Hinsichtlich der Materialcharakterisierung auf Basis von Bewegungsinformation ergeben sich weitere Fragestellung hinsichtlich der Art der Materialanregung und der vollständigen Integration in sensorgestützte Schüttgutsortiersysteme. Durch den Einsatz einer modifizierten Rutsche bei den in dieser Arbeit präsentierten Versuchen wurde bereits aufgezeigt, wie eine derartige Integration aussehen kann. Zusätzliche Formen der Anregung, z. B. auch bedingt durch die Materialzuführung, sowie deren Effekt auf die Güte der Materialtrennung bieten jedoch das Potential für weiterführende Untersuchungen. Eine experimentelle Untersuchung der Kombination der Verfahren zur verbesserten Materialausschleusung und -charakterisierung ist ebenfalls von großem Interesse.

Adaptive Aufweitung der Ausblasfenster Das vorgestellte Multiobject-Tracking-System ermöglicht die Prädiktion von Partikelpositionen in der Zukunft verbunden mit einer Unsicherheit. Diese Unsicherheit kann genutzt werden, um die Aufweitung der Ausblasfenster partikelindividuell festzulegen. Im Falle einer größeren Unsicherheit können entsprechend größere Ausblasfenster gewählt werden als bei geringer Unsicherheit. Somit ließe sich die Treffsicherheit der Ausschleusung steigern, während der Mehrbedarf an Druckluft kleiner als bei der generellen Nutzung großer Ausblasfenster ausfiele.

Einsatz von Dynamic Vision Sensoren In den letzten Jahren haben sogenannte *Dynamic Vision Sensoren* eine rasante Entwicklung erfahren. Das Sensorprinzip unterscheidet sich von herkömmlichen Kameras dadurch, dass nur die Intensitätsänderungen einzelner Pixel wahrgenommen und als asynchroner Datenstrom anstelle eines ganzen Bildes übertragen werden [Gal+20]. Zu den vermeintlichen Stärken des Sensorprinzips zählen eine hohe zeitliche Auflösung in der Größenordnung von Mikrosekunden, eine geringe Latenz und eine niedrige Datenrate durch den Verzicht auf die Übertragung redundanter Informationen. Da das Sensorprinzip insbesondere bei dünn besetzten Szenen mit einem hohen Anteil statischen Hintergrunds sein Potential entfaltet [Hol+21], stellt die sensorgestützte Schüttgutsortierung ein vielversprechendes Anwendungsgebiet dar. Eine zu untersuchende Fragestellung ist, ob durch die hohe zeitliche Auflösung das Lösen des Zuordnungsproblems trivial wird und auf komplexe Algorithmen verzichtet werden kann. Die Eignung des Sensorprinzips für die automatische Sichtprüfung wurde bereits in [Bec+21] untersucht.

Zustandsüberwachung Der Einsatz einer Flächenkamera und den vorgestellten Verfahren zur Bildfolgenauswertung bietet großes Potential als Analyseinstrument zur Bewertung sensorgestützter Schüttgutsortiersysteme. Wie bereits in dieser Arbeit gezeigt wird ein quantitativer Vergleich über die Güte verschiedener Systemauslegungen ermöglicht. Hierdurch lassen sich verschiedene Systemparameter systematisch optimieren. Die vorgestellten Verfahren eignen sich beispielsweise, um das Transportverhalten bei unterschiedlichen Rutschenwinkeln zu untersuchen oder die Qualität der Zuführung in Form der Gleichverteilung des Materials über die Sortierbreite zu überprüfen. Durch die in dieser Arbeit vorgestellte echtzeitfähige Bildfolgenauswertung lässt sich ein solches Analyseinstrument ebenfalls online zur Zustandsüberwachung und für eine Selbst-Optimierung einsetzen.

Sensorgestützte Sortierung im Zuge der Digitalisierung Insbesondere durch Entwicklungen im Kontext von Industrie 4.0 ist es von großem Interesse, dass während des Sortierprozesses sensorisch erfasste Informationen nicht nur für die Sortierung selbst, sondern mittels standardisierter industrieller Schnittstellen auch externen Prozessen verfügbar gemacht werden. Insbesondere die vorgestellten Verfahren zur verbesserten Materialcharakteri-

sierung ermöglichen hierbei die Anreicherung von für eine Prozesssteuerung relevanten Informationen.

Literaturverzeichnis

- [Ana18] G. N. Anastassakis. „Solid Waste Separation and Processing“. In: *Handbook of Environmental Engineering*. John Wiley & Sons, Ltd, 2018. Kap. 21, S. 627–671.
- [Anz+06] J. Anzano, M.-E. Casanova, M.-S. Bermúdez und R.-J. Lasheras. „Rapid characterization of plastics using laser-induced plasma spectroscopy (LIPS)“. In: *Polymer Testing* 25.5 (2006), S. 623–627.
- [Arn+13] T. Arnold und K.-U. Vieth. „Die Auswahl von Ausblasventilen für optische Sortiersysteme“. In: *Schüttgut* 19.4 (2013), S. 54–58.
- [Ata+18] J. Atanbori, W. Duan, E. Shaw, K. Appiah und P. Dickinson. „Classification of bird species from video using appearance and motion features“. In: *Ecological Informatics* 48 (2018), S. 12–23.
- [Ate+05] S. Atev, H. Arumugam, O. Masoud, R. Janardan und N. P. Papanikolopoulos. „A vision-based approach to collision prediction at traffic intersections“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 6.4 (2005), S. 416–423.
- [Bar+07] R. J. Barthelmie, S. T. Frandsen, M. Nielsen, S. Pryor, P.-E. Rethore und H. E. Jørgensen. „Modelling and measurements of power losses and turbulence intensity in wind turbine wakes at Middelgrunden offshore wind farm“. In: *Wind Energy: An International Journal for Progress and Applications in Wind Power Conversion Technology* 10.6 (2007), S. 517–528.
- [Bas21] Basler AG. *VisualApplets 3 Operator Reference*. 2021. URL: <https://docs.baslerweb.com/visualapplets/files/manuals/content/Color.BAYER3x3Linear.html> (besucht am 07.06.2021).

- [Bat+16] A. Batchelor, R. Ferrari-John, J. Katrib, O. Udoudo, D. Jones, C. Dodds und S. Kingman. „Pilot scale microwave sorting of porphyry copper ores: Part 1 – Laboratory investigations“. In: *Minerals Engineering* 98 (2016), S. 303–327.
- [Bay+06] M. Bayram und M. D. Öner. „Determination of applicability and effects of colour sorting system in bulgur production line“. In: *Journal of Food Engineering* 74.2 (2006), S. 232–239.
- [Bec+17] W. Becker, K. Sachsenheimer und M. Klemenz. „Detection of black plastics in the middle infrared spectrum (MIR) using photon Up-conversion technique for polymer recycling purposes“. In: *Polymers* 9.9 (2017), S. 435.
- [Ber+13] M. de Berg, M. van Kreveld, M. Overmars und O. Schwarzkopf. *Computational Geometry: Algorithms and Applications*. Springer Berlin Heidelberg, 2013. Kap. 1.
- [Ber88] D. P. Bertsekas. „The auction algorithm: A distributed relaxation method for the assignment problem“. In: *Annals of Operations Research* 14.1 (1988), S. 105–123.
- [Ber92] D. P. Bertsekas. „Auction algorithms for network flow problems: A tutorial introduction“. In: *Computational Optimization and Applications* 1.1 (1992), S. 7–66.
- [Bey+12] J. Beyerer, F. Puente León und C. Frese. *Automatische Sichtprüfung: Grundlagen, Methoden und Praxis der Bildgewinnung und Bildauswertung*. Berlin: Springer Vieweg, 2012.
- [Big+12] M. Bigum, L. Brogaard und T. H. Christensen. „Metal recovery from high-grade WEEE: A life cycle assessment“. In: *Journal of Hazardous Materials*. Selected papers presented at the 2nd International Conference CRETE 2010, October 2010 - Industrial and Hazardous Waste Management 207–208 (2012), S. 8–14.
- [Bla+99] S. Blackman und R. Popoli. *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*. Artech House Radar Library. Artech House, 1999.
- [Blo08] H. Bloß. „Hochgeschwindigkeitskameras“. In: N. Bauer. *Handbuch zur Industriellen Bildverarbeitung*. Fraunhofer-IRB-Verlag, 2008, S. 54–55.

- [Bon+06] G. Bonifazi und S. Serranti. „Imaging spectroscopy based strategies for ceramic glass contaminants removal in glass recycling“. In: *Waste Management* 26.6 (2006), S. 627–639.
- [Bon+20] G. Bonifazi, R. Gasbarrone, R. Palmieri und S. Serranti. „Near infrared hyperspectral imaging-based approach for end-of-life flat monitors recycling“. In: *at – Automatisierungstechnik* 68.4 (2020), S. 265–276.
- [Bou+13] K. L. Bouman, B. Xiao, P. Battaglia und W. T. Freeman. „Estimating the Material Properties of Fabric from Video“. In: *Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on*. IEEE, 2013, S. 1984–1991.
- [Bra+10] F. Brandt und R. Haus. „New concepts for lithium minerals processing“. In: *Minerals Engineering* 23.8 (2010), S. 659–661.
- [Bra00] G. Bradski. „The OpenCV Library“. In: *Dr. Dobb's Journal of Software Tools* (2000).
- [Bre+13] D. Brendel, D. Skoog, S. Hoffstetter-Kuhn und J. Leary. *Instrumentelle Analytik: Grundlagen – Geräte – Anwendungen*. Springer-Lehrbuch. Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [Bre01] L. Breiman. „Random forests“. In: *Machine learning* 45.1 (2001), S. 5–32.
- [Bro+04] T. Brosnan und D.-W. Sun. „Improving quality inspection of food products by computer vision—a review“. In: *Journal of Food Engineering* 61.1 (2004), S. 3–16.
- [Bro00] H. Broicher. „Bulk sorting by LIF: quality control of ores for bulk sorting and blending by laser-induced fluorescence analysis“. In: *Mining Engineering* 52 (2000), S. 24–28.
- [Bro01] H. Broicher. „Determination of the Quality Classes of Bulk Solids by Non-Contact LIF Analysis“. In: *Aufbereitungs-Technik* 42.6 (2001), S. 278–283.
- [Bru+15] S. Brunner, P. Fomin und C. Kargel. „Automated sorting of polymer flakes: Fluorescence labeling and development of a measurement system prototype“. In: *Waste Management* 38 (2015), S. 49–60.

- [Bru+21] J.-R. Bruch, K. Bokelmann und S. M. Grimes. „Process development options for electronic waste fractionation to achieve maximum material value recovery“. In: *Waste Management & Research* (2021), S. 1–12.
- [Bun17a] Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit. *Verordnung zur Einführung einer Ersatzbaustoffverordnung, zur Neufassung der Bundes-Bodenschutz- und Altlastenverordnung und zur Änderung der Deponieverordnung und der Gewerbeabfallverordnung*. 2017. URL: <https://dip.bundestag.de/vorgang/verordnung-zur-einf%C3%BChrung-einer-ersatzbaustoffverordnung-zur-neufassung-der-bundes-bodenschutz-und/81382> (besucht am 30.08.2021).
- [Bun17b] Bundesverband Baustoffe - Steine und Erden e.V. *Kreislaufwirtschaft Bau - Mineralische Bauabfälle Monitoring 2014*. 2017. URL: <http://www.kreislaufwirtschaft-bau.de/Arge/Bericht-10.pdf> (besucht am 10.04.2020).
- [Cam+07] J. Camacho, R. Lewis und R. Dwyer-Joyce. „Wear of a chute in a rice sorting machine“. In: *Wear* 263.1-6 (2007), S. 65–73.
- [Car+19] W. J. Carmack, A. J. Clark, Y. Dong und D. A. Van Sanford. „Mass Selection for Reduced Deoxynivalenol Concentration Using an Optical Sorter in SRW Wheat“. In: *Agronomy* 9.12, 816 (2019). Number: 12 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [Cun+79] P. A. Cundall und O. D. Strack. „A discrete numerical model for granular assemblies“. In: *geotechnique* 29.1 (1979), S. 47–65.
- [Cur+21] A. Curtis, B. Küppers, S. Möllnitz, K. Khodier und R. Sarc. „Real time material flow monitoring in mechanical waste processing and the relevance of fluctuations“. In: *Waste Management* 120 (2021), S. 687–697.
- [Dal+14] M. Dalm, M. W. N. Buxton, F. J. A. van Ruitenbeek und J. H. L. Voncken. „Application of near-infrared spectroscopy to sensor based sorting of a porphyry copper ore“. In: *Minerals Engineering* 58.Supplement C (2014), S. 7–16.

- [Dal+15] M. Dalm, M. W. N. Buxton und F. J. A. Van Ruitenbeek. „Applicability of near-infrared hyperspectral imagery (NIR-HI) for sensor based sorting of an epithermal Au-Ag ore“. In: *Proceedings of the 54th Annual Conference of Metallurgists COM 2015; Ontario (Canada), 23-26 August, 2015* (2015), S. 1–12.
- [Dal+17] M. Dalm, M. W. N. Buxton und F. J. A. van Ruitenbeek. „Discriminating ore and waste in a porphyry copper deposit using short-wavelength infrared (SWIR) hyperspectral imagery“. In: *Mine-rals Engineering* 105.Supplement C (2017), S. 10–18.
- [Dal+18] M. Dalm, M. W. N. Buxton und F. J. A. van Ruitenbeek. „Ore–Waste Discrimination in Epithermal Deposits Using Near-Infrared to Short-Wavelength Infrared (NIR-SWIR) Hyperspectral Imagery“. In: *Mathematical Geosciences* (2018), S. 849–875.
- [Dat+16] K. Date und R. Nagi. „GPU-accelerated Hungarian algorithms for the Linear Assignment Problem“. In: *Parallel Computing* 57 (2016), S. 52–72.
- [Del+00] M. Dell’Amico und P. Toth. „Algorithms and codes for dense assignment problems: the state of the art“. In: *Discrete Applied Mathematics* 100.1 (2000), S. 17–48.
- [Del+05] S. R. Delwiche, T. C. Pearson und D. L. Brabec. „High-Speed Optical Sorting of Soft Wheat for Reduction of Deoxynivalenol“. In: *Plant Disease* 89.11 (2005), S. 1214–1219.
- [Dia+15] N. Dias, I. Garrinhas, A. Maximo, N. Belo, P. Roque und M. T. Carvalho. „Recovery of glass from the inert fraction refused by MBT plants in a pilot plant“. In: *Waste Management* 46 (2015), S. 201–211.
- [Dit+18] S. Dittrich, V. Thome, J. Nühlen, R. Gruna und J. Dörmann. „BauCycle–Verwertungsstrategie für feinkörnigen Bauschutt“. In: *Bauphysik* 40.5 (2018), S. 379–388.
- [Dod+09] S. Dodge, R. Weibel und E. Forootan. „Revealing the physics of movement: Comparing the similarity of movement characteristics of different types of moving objects“. In: *Computers, Environment and Urban Systems. Spatial Data Mining–Methods and Applications* 33.6 (2009), S. 419–434.

- [Dol15] F. Doll. „Konzeption, Planung, Konstruktion und Integration eines miniaturisierten, modularen Schüttgutsortierers“. Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2015.
- [Dow+02] F. E. Dowell, T. N. Boratynski, R. E. Ykema, A. K. Dowdy und R. T. Staten. „Use of optical sorting to detect wheat kernels infected with *Tilletia indica*“. In: *Plant disease* 86.9 (2002), S. 1011–1013.
- [Dur00] J. Duran. *Sands, Powders, and Grains: An Introduction to the Physics of Granular Materials*. New York: Springer, 2000.
- [Eur08] Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union. *Richtlinie 2008/98/EG des Europäischen Parlaments und des Rates vom 19. November 2008 über Abfälle und zur Aufhebung bestimmter Richtlinien*. 2008.
- [Eur12] Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union. *Richtlinie 2012/19/EU des Europäischen Parlaments und des Rates vom 4. Juli 2012 über Elektro- und Elektronik-Altgeräte (Neufassung)*. 2012.
- [Eur18] Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union. *Richtlinie (EU) 2018/851 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 30. Mai 2018 zur Änderung der Richtlinie 2008/98/EG über Abfälle*. 2018.
- [Eur19] Europäisches Parlament und Rat der Europäischen Union. *Richtlinie (EU) 2019/904 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 5. Juni 2019 über die Verringerung der Auswirkungen bestimmter Kunststoffprodukte auf die Umwelt*. 2019.
- [Fan+20] Y. Fan, S. Ma und T. Wu. „Individual wheat kernels vigor assessment based on NIR spectroscopy coupled with machine learning methodologies“. In: *Infrared Physics & Technology* 105, 103213 (2020).
- [Fei+16] A. Feil, E. U. Thoden van Velzen, M. Jansen, P. Vitz, N. Go und T. Pretz. „Technical assessment of processing plants as exemplified by the sorting of beverage cartons from lightweight packaging wastes“. In: *Waste Management* 48 (2016), S. 95–105.

- [Fei+19] A. Feil, E. Coskun, M. Bosling, S. Kaufeld und T. Pretz. „Improvement of the recycling of plastics in lightweight packaging treatment plants by a process control concept“. In: *Waste Management & Research* 37.2 (2019), S. 120–126.
- [Fem+20] A. Femenias, F. Gatius, A. J. Ramos, V. Sanchis und S. Marín. „Use of hyperspectral imaging as a tool for Fusarium and deoxynivalenol risk management in cereals: A review“. In: *Food Control* 108, 106819 (2020).
- [Fer+13] T. Ferreira, S. Sesmat, E. Bideaux und F. Sixdenier. „Fast switching pneumatic valves: experimental bench for flow and pulsed air jet characterizations“. In: *13th Scandinavian International Conference on Fluid Power*. Linköping, Sweden: Linköping Electronic Conference Proceedings, 2013, S. 457–464.
- [Fer+14] T. Ferreira, S. Sesmat, E. Bideaux und F. Sixdenier. „Experimental Analysis of Air Jets for Sorting Applications“. In: *8th FPNI Ph.D Symposium on Fluid Power*. Lappeenranta, Finland, 2014.
- [Fin+01] H. Fink, U. Panne und R. Niessner. „Analysis of recycled thermoplasts from consumer electronics by laser-induced plasma spectroscopy“. In: *Analytica Chimica Acta* 440.1 (2001), S. 17–25.
- [Fit+15] R. S. Fitzpatrick, H. J. Glass und R. D. Pascoe. „CFD–DEM modelling of particle ejection by a sensor-based automated sorter“. In: *Minerals Engineering* 79 (2015), S. 176–184.
- [Fri+20] K. Friedrich, S. Holzschuster, T. Fritz, R. Pomberger und A. Aldrian. „Benchmark Analysis for Recycled Glass in Austrian Waste Management“. In: *Detritus* 13 (2020), S. 87–98.
- [Gal+20] G. Gallego, T. Delbruck, G. M. Orchard, C. Bartolozzi, B. Taba, A. Censi, S. Leutenegger, A. Davison, J. Conradt, K. Daniilidis und D. Scaramuzza. „Event-based Vision: A Survey“. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (2020). Online vorab veröffentlicht.
- [Gam+94] E. Gamma, R. Helm, R. Johnson und J. Vlissides. *Design Patterns: Elements of Reusable Object-Oriented Software*. Addison-Wesley Professional Computing Series. Pearson Education, 1994.

- [Gay+09] J. W. Gaydon, H. J. Glass und R. D. Pascoe. „Method for near Infrared Sensor-Based Sorting of a Copper Ore“. In: *Journal of Near Infrared Spectroscopy* 17.4 (2009), S. 177–194.
- [GRI19] U. N. E. P. GRID-Geneva. *UNEP 2019. Sand and sustainability: Finding new solutions for environmental governance of global sand resources*. 2019.
- [Gül+17] E. Gülcan und Ö. Y. Gülsoy. „Performance evaluation of optical sorting in mineral processing – A case study with quartz, magnesite, hematite, lignite, copper and gold ores“. In: *International Journal of Mineral Processing* 169 (2017), S. 129–141.
- [Gül+18a] E. Gülcan und Ö. Y. Gülsoy. „Evaluation of complex copper ore sorting: Effect of optical filtering on particle recognition“. In: *Minerals Engineering* 127 (2018), S. 208–223.
- [Gül+18b] E. Gülcan und Ö. Y. Gülsoy. „Optical sorting of lignite and its effects on process economics“. In: *International Journal of Coal Preparation and Utilization* 38.3 (2018), S. 107–126.
- [Gül20] E. Gülcan. „A novel approach for sensor based sorting performance determination“. In: *Minerals Engineering* 146, 106130 (2020).
- [Gun+17] S. P. Gundupalli, S. Hait und A. Thakur. „A review on automated sorting of source-separated municipal solid waste for recycling“. In: *Waste Management* 60 (2017), S. 56–74.
- [Guo+17] D. Guo, Q. Zhu, M. Huang, Y. Guo und J. Qin. „Model updating for the classification of different varieties of maize seeds from different years by hyperspectral imaging coupled with a pre-labeling method“. In: *Computers and Electronics in Agriculture* 142 (2017), S. 1–8.
- [Gur+12] J. Gurell, A. Bengtson, M. Falkenström und B. Hansson. „Laser induced breakdown spectroscopy for fast elemental analysis and sorting of metallic scrap pieces using certified reference materials“. In: *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy* 74-75 (2012), S. 46–50.
- [Han+13] J. Han und M. Orshansky. „Approximate computing: An emerging paradigm for energy-efficient design“. In: *2013 18th IEEE European Test Symposium (ETS)*. IEEE. 2013, S. 1–6.

- [Hat+12] H. Hatayama, I. Daigo, Y. Matsuno und Y. Adachi. „Evolution of aluminum recycling initiated by the introduction of next-generation vehicles and scrap sorting technology“. In: *Resources, Conservation and Recycling* 66 (2012), S. 8–14.
- [He+10] L. He, Y. Chao und K. Suzuki. „A run-based one-and-a-half-scan connected-component labeling algorithm“. In: *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* 24.04 (2010). Publisher: World Scientific Publishing Co., S. 557–579.
- [He+17] L. He, X. Ren, Q. Gao, X. Zhao, B. Yao und Y. Chao. „The connected-component labeling problem: A review of state-of-the-art algorithms“. In: *Pattern Recognition* 70 (2017), S. 25–43.
- [Heo+18] Y. J. Heo, S. J. Kim, D. Kim, K. Lee und W. K. Chung. „Super-high-purity seed sorter using low-latency image-recognition based on deep learning“. In: *IEEE Robotics and Automation Letters* 3.4 (2018), S. 3035–3042.
- [Hol+16] F. Hollstein, Í. Cacho, S. Arnaiz und M. Wohllebe. „Challenges in automatic sorting of construction and demolition waste by hyperspectral imaging“. In: *Advanced Environmental, Chemical, and Biological Sensing Technologies XIII*. Bd. 9862. International Society for Optics und Photonics, 2016, S. 73–82.
- [Hol+21] O. Holešovský, R. Škoviera, V. Hlaváč und R. Vitek. „Experimental Comparison between Event and Global Shutter Cameras“. In: *Sensors* 21.4, 1137 (2021).
- [Hua+17] J. Huang, C. Tian, J. Ren und Z. Bian. „Study on Impact Acoustic—Visual Sensor-Based Sorting of ELV Plastic Materials“. In: *Sensors* 17.6, 1325 (2017).
- [Hub+10] N. Huber, R. Viskup, T. Linsmeyer, H. Scherndl, J. Heitz und J. Pedarnig. „Detection of heavy metals in waste polymers by laser-induced breakdown spectroscopy: a comparison of UV and IR lasers as ablation source“. In: *Optical Sensing and Detection*. Bd. 7726. 77260G. International Society for Optics und Photonics. 2010.

- [Hub+14] N. Huber, S. Eschlböck-Fuchs, H. Scherndl, A. Freimund, J. Heitz und J. Pedarnig. „In-line measurements of chlorine containing polymers in an industrial waste sorting plant by laser-induced breakdown spectroscopy“. In: *Applied Surface Science* 302 (2014), S. 280–285.
- [Iya+13] S. Iyakwari, H. J. Glass und P. B. Kowalczyk. „Potential for near Infrared Sensor-Based Sorting of Hydrothermally-Formed Minerals“. In: *Journal of Near Infrared Spectroscopy* 21.3 (2013), S. 223–229.
- [Iya+14] S. Iyakwari und H. J. Glass. „Influence of mineral particle size and choice of suitable parameters for ore sorting using near infrared sensors“. In: *Minerals Engineering* 69.Supplement C (2014), S. 102–106.
- [Iya+15] S. Iyakwari und H. J. Glass. „Mineral preconcentration using near infrared sensor-based sorting“. In: *Physicochemical Problems of Mineral Processing* Vol. 51, iss. 2 (2015), S. 661–674.
- [Jag+08] M. Jager, S. Humbert und F. A. Hamprecht. „Sputter Tracking for the Automatic Monitoring of Industrial Laser-Welding Processes“. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 55 (2008), S. 2177–2184.
- [Jäh93] B. Jähne. *Spatio-Temporal Image Processing: Theory and Scientific Applications*. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, 1993. Kap. 1.
- [Joh+08] J. Johnson, B. Reck, T. Wang und T. Graedel. „The energy benefit of stainless steel recycling“. In: *Energy Policy* 36.1 (2008), S. 181–192.
- [Jon+87] R. Jonker und A. Volgenant. „A shortest augmenting path algorithm for dense and sparse linear assignment problems“. In: *Computing* 38.4 (1987), S. 325–340.
- [Jos19] A. Joshi. *Machine Learning and Artificial Intelligence*. Springer International Publishing, 2019.

- [Kam+12] A. Kamradt, G. Borg, J. Schaefer, S. Kruse, M. Fiedler, P. Romm, A. Schippers, R. Gorny, M. d. Bois, C. Bieligk u. a. „An integrated process for innovative extraction of metals from Kupferschiefer mine dumps, Germany“. In: *Chemie Ingenieur Technik* 84.10 (2012), S. 1694–1703.
- [Kat+03] H. U. R. Kattentidt, T. P. R. de Jong und W. L. Dalmijn. „Multi-sensor identification and sorting of bulk solids“. In: *Control Engineering Practice. Automation in Mining, Mineral and Metal Processing* 11.1 (2003), S. 41–47.
- [Ker+19] M. Kern, L. Tusa, T. Leißner, K. G. van den Boogaart und J. Gutzmer. „Optimal sensor selection for sensor-based sorting based on automated mineralogy data“. In: *Journal of Cleaner Production* 234 (2019), S. 1144–1152.
- [Ket+10] L. von Ketelhodt und C. Bergmann. „Dual energy X-ray transmission sorting of coal“. In: *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy* 110.7 (2010), S. 371–378.
- [Kim+01] D. Kime, K. Van Look, B. McAllister, G. Huyskens, E. Rurangwa und F. Ollevier. „Computer-assisted sperm analysis (CASA) as a tool for monitoring sperm quality in fish“. In: *Comparative Biochemistry and Physiology Part C: Toxicology & Pharmacology* 130.4 (2001), S. 425–433.
- [Kle12] R. A. Kleiv. „Pre-sorting of asymmetric feeds using collective particle ejection“. In: *Physicochemical Problems of Mineral Processing* 48.1 (2012), S. 29–38.
- [Kna+14] H. Knapp, K. Neubert, C. Schropp und H. Wotruba. „Viable Applications of Sensor-Based Sorting for the Processing of Mineral Resources“. In: *ChemBioEng Reviews* 1.3 (2014), S. 86–95.
- [Kru18] S. Kruhme. „Untersuchungen zur Sortierung dunkler thermoplastischer Kunststoffe mittels Neuentwicklungen in der Sortiertechnik“. Diss. Technische Universität Bergakademie Freiberg, 2018.
- [Kuh55] H. W. Kuhn. „The Hungarian method for the assignment problem“. In: *Naval Research Logistics Quarterly* 2.1-2 (1955). Publisher: John Wiley & Sons, Ltd, S. 83–97.

- [Kum+06] S. Kumar, S. H. Ong, S. Ranganath, T. C. Ong und F. T. Chew. „A rule-based approach for robust clump splitting“. In: *Pattern Recognition* 39.6 (2006), S. 1088–1098.
- [Küp+19a] B. Küppers, J. C. H. Parrodi, C. G. Lopez, P. Roland und D. Vollprecht. „Potential of sensor-based sorting in enhanced land-fill mining“. In: *Detritus* 8 (2019), S. 24–30.
- [Küp+19b] B. Küppers, S. Schloegl, G. Oreski, R. Pomberger und D. Vollprecht. „Influence of surface roughness and surface moisture of plastics on sensor-based sorting in the near infrared range“. In: *Waste Management & Research* 37.8 (2019), S. 843–850.
- [Küp+20a] B. Küppers, S. Schlögl, K. Friedrich, L. Lederle, C. Pichler, J. Freil, R. Pomberger und D. Vollprecht. „Influence of material alterations and machine impairment on throughput related sensor-based sorting performance“. In: *Waste Management & Research* 39.1 (2020), S. 122–129.
- [Küp+20b] B. Küppers, I. Seidler, G. R. Koinig, R. Pomberger und D. Vollprecht. „Influence of Throughput Rate and Input Composition on Sensor-Based Sorting Efficiency“. In: *Detritus* 9 (2020), S. 59–67.
- [Küp+20c] B. Küppers, I. Seidler, G. R. Koinig, R. Pomberger und D. Vollprecht. „Influence of throughput rate and input composition on sensor-based sorting efficiency“. In: *Detritus* 9.9 (2020). Publisher: CISA Publisher, S. 59–67.
- [Kur+18] F. Kurtulmuş, S. Öztüfekçi und İ. Kavdır. „Classification of chestnuts according to moisture levels using impact sound analysis and machine learning“. In: *Journal of Food Measurement and Characterization* 12.4 (2018), S. 2819–2834.
- [Küt+17] A. Küter, S. Reible, T. Geibig, D. Nüßler und N. Pohl. „THz imaging for recycling of black plastics“. In: *tm – Technisches Messen* 85.3 (2017), S. 191–201.
- [Laf+15] M. Lafontaine, Z. Bockaj, M. Freund, K.-U. Vieth, C. Negara und T. Längle. „Non-destructive determination of grape berry sugar concentration using visible/near infrared imaging and possible impact on wine quality“. In: *tm – Technisches Messen* 82.12 (2015), S. 633–642.

- [Län07] T. Längle. „Quality control of bulk material in factories of the future“. In: *23rd International Conference on CAD/CAM Robotics and Factories of the Future. Tagungsband CARS/FOF*. 2007, S. 667–670.
- [Les+14] J. Lessard, J. de Bakker und L. McHugh. „Development of ore sorting and its impact on mineral processing economics“. In: *Minerals Engineering* 65.Supplement C (2014), S. 88–97.
- [Li+18] L. Li, G. Li, H. Li, G. Li, D. Zhang und B. Klein. „Bench-scale insight into the amenability of case barren copper ores towards XRF-based bulk sorting“. In: *Minerals Engineering* 121 (2018), S. 129–136.
- [Liu+13] J. Liu, C. Leung, Z. Lu und Y. Sun. „Quantitative analysis of locomotive behavior of human sperm head and tail“. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 60.2 (2013), S. 390–396.
- [Liu+18] X. Liu, Y. Pang, G. Lodewijks und D. He. „Experimental research on condition monitoring of belt conveyor idlers“. In: *Measurement* 127 (2018), S. 277–282.
- [Lua+20] Z. Luan, C. Li, S. Ding, M. Wei und Y. Yang. „Sunflower seed sorting based on Convolutional Neural Network“. In: *Eleventh International Conference on Graphics and Image Processing (ICGIP 2019)*. Bd. 11373. International Society for Optics and Photonics, 2020, S. 428–434.
- [Luo+14] W. Luo, J. Xing, A. Milan, X. Zhang, W. Liu, X. Zhao und T.-K. Kim. „Multiple object tracking: A literature review“. In: *arXiv preprint arXiv:1409.7618* (2014).
- [Mah+16] T. Mahlangu, N. Moemise, M. M. Ramakokovhu, P. A. Olubambi und M. B. Shongwe. „Separation of kimberlite from waste rocks using sensor-based sorting at Cullinan Diamond Mine“. In: *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy* 116.4 (2016), S. 343–347.
- [Mes+07] M. B. Mesina, T. P. R. de Jong und W. L. Dalmijn. „Automatic sorting of scrap metals with a combined electromagnetic and dual energy X-ray transmission sensor“. In: *International Journal of Mineral Processing* 82.4 (2007), S. 222–232.

- [Moh+18] M. T. Mohd Khairi, S. Ibrahim, M. A. Md Yunus und M. Faramarzi. „Noninvasive techniques for detection of foreign bodies in food: A review“. In: *Journal of food process engineering* 41.6, e12808 (2018).
- [Mun57] J. Munkres. „Algorithms for the Assignment and Transportation Problems“. In: *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics* 5.1 (1957). Publisher: Society for Industrial and Applied Mathematics, S. 32–38.
- [Nad+18] S. Nadolski, M. Samuels, B. Klein und C. J. Hart. „Evaluation of bulk and particle sensor-based sorting systems for the New Afton block caving operation“. In: *Minerals Engineering* 121 (2018), S. 169–179.
- [Naf+06] A. Naftel und S. Khalid. „Classifying spatiotemporal object trajectories using unsupervised learning in the coefficient feature space“. In: *Multimedia Systems* 12.3 (2006), S. 227–238.
- [Neu+17] K. Neubert und H. Wotruba. „Investigations on the Detectability of Rare-Earth Minerals Using Dual-Energy X-ray Transmission Sorting“. In: *Journal of Sustainable Metallurgy* 3.1 (2017), S. 3–12.
- [Nie+03] K. Nienhaus und A. Bayer. „Innovative systems for horizon control of mining machines by means of laser induced fluorescence (lif)“. In: *Proceedings of the International Symposium on Mine Planning and Equipment Selection, Kalgoorlie, WA, Australia. 2003*, S. 23–25.
- [Ona+05] I. Onaran, B. Dulek, T. C. Pearson, Y. Yardimci und A. E. Cetin. „Detection of empty hazelnuts from fully developed nuts by impact acoustics“. In: *2005 13th European Signal Processing Conference. IEEE. 2005*, S. 1–4.
- [Oom+10] D. Ooms, R. Palm, V. Leemans und M. -F. Destain. „A sorting optimization curve with quality and yield requirements“. In: *Pattern Recognition Letters* 31.9 (2010), S. 983–990.
- [Ort12] E. Ortega-Rivas. *Non-thermal Food Engineering Operations*. Food Engineering Series. Springer US, 2012. Kap. 2.4.

- [Par+16] R. S. Paranhos, B. G. Cazacliu, C. H. Sampaio, C. O. Petter, R. O. Neto und F. Huchet. „A sorting method to value recycled concrete“. In: *Journal of Cleaner Production* 112 (2016), S. 2249–2258.
- [Pas+10] R. D. Pascoe, O. B. Udoudo und H. J. Glass. „Efficiency of automated sorter performance based on particle proximity information“. In: *Minerals Engineering* 23.10 (2010), S. 806–812.
- [Pas+15] R. D. Pascoe, R. Fitzpatrick und J. R. Garratt. „Prediction of automated sorter performance utilising a Monte Carlo simulation of feed characteristics“. In: *Minerals Engineering* 72 (2015), S. 101–107.
- [Pea+00] T. Pearson und N. Toyofuku. „Automated sorting of pistachio nuts with closed shells“. In: *Applied Engineering in Agriculture* 16.1 (2000), S. 91–94.
- [Pea+02] T. Pearson und R. Young. „Automated sorting of almonds with embedded shell by laser transmittance imaging“. In: *Applied engineering in agriculture* 18.5 (2002), S. 637–641.
- [Pea+07] T. C. Pearson, A. E. Cetin, A. H. Tewfik und R. P. Haff. „Feasibility of impact-acoustic emissions for detection of damaged wheat kernels“. In: *Digital Signal Processing* 17.3 (2007), S. 617–633.
- [Pea+08] T. Pearson, D. Brabec und S. Haley. „Color image based sorter for separating red and white wheat“. In: *Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety* 2.4 (2008), S. 280–288.
- [Pea10] T. Pearson. „High-speed sorting of grains by color and surface texture“. In: *Applied engineering in agriculture* 26.3 (2010), S. 499–505.
- [Ped+11] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot und E. Duchesnay. „Scikit-learn: Machine Learning in Python“. In: *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011), S. 2825–2830.
- [Per+20] T. Peršak, B. Viltužnik, J. Hernavs und S. Klančnik. „Vision-Based Sorting Systems for Transparent Plastic Granulate“. In: *Applied Sciences* 10.12, 4269 (2020).

- [Pfa+15] F. Pfaff, M. Baum, B. Noack, U. D. Hanebeck, R. Gruna, T. Längle und J. Beyerer. „TrackSort: Predictive tracking for sorting uncooperative bulk materials“. In: *2015 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*. IEEE. 2015, S. 7–12.
- [Pfa+19] K. Pfandl, B. Küppers, S. Scheiber, G. Stockinger, J. Holzer, R. Pomberger, H. Antrekowitsch und D. Vollprecht. „X-ray fluorescence sorting of non-ferrous metal fractions from municipal solid waste incineration bottom ash processing depending on particle surface properties“. In: *Waste Management & Research* 38.2 (2019), S. 111–121.
- [Pfa19] F. Pfaff. „Multitarget Tracking Using Orientation Estimation for Optical Belt Sorting“. Diss. Karlsruhe Institut für Technologie KIT, 2019.
- [Phi+18] T. Phiri, H. J. Glass und P. Mwamba. „Development of a strategy and interpretation of the NIR spectra for application in automated sorting“. In: *Minerals Engineering* 127 (2018), S. 224–231.
- [Pic12] A. Picón. „Real-time hyperspectral processing for automatic non-ferrous material sorting“. In: *Journal of Electronic Imaging* 21.1 (2012), S. 1–10.
- [Pie+12] S. Pieber, A. Ragossnig, R. Pomberger und A. Curtis. „Biogenic carbon-enriched and pollutant depleted SRF from commercial and pretreated heterogeneous waste generated by NIR sensor-based sorting“. In: *Waste Management & Research* 30.4 (2012), S. 381–391.
- [Por+14] M. Porten und J. Feltes. „Probleme, Kosten und Tipps zur Anschaffung von Sortieranlagen“. In: *Das Deutsche Weinmagazin* 14 (2014), S. 19–23.
- [Rau16] W. Rauch. „New ejection principle for optical sorters in waste applications“. In: *Sensor-Based Sorting & Control 2016*. Shaker Verlag. Aachen, Germany, 2016, S. 141–145.
- [Res+13] A. Reshadsedghi, A. Mahmoudi u. a. „Detection of almond varieties using impact acoustics and artificial neural networks.“ In: *International Journal of Agriculture and Crop Sciences (IJACS)* 6.14 (2013), S. 1008–1017.

- [Rev20] W. M. Review. *Detecting carbon black: STEINERT*. 2020. URL: <https://wastemanagementreview.com.au/detecting-carbon-black-steinert/> (besucht am 13.03.2020).
- [Ric+15] M. Richter, T. Längle und J. Beyerer. „An approach to color-based sorting of bulk materials with automated estimation of system parameters“. In: *tm – Technisches Messen* 82.3 (2015), S. 135–144.
- [Rit+04] R. Rittiron, I. Saranwong und S. Kawano. „Useful Tips for Constructing a near Infrared-Based Quality Sorting System for Single Brown-Rice Kernels“. In: *Journal of Near Infrared Spectroscopy* 12.2 (2004), S. 133–139.
- [Rob+19] C. Robben und H. Wotruba. „Sensor-Based Ore Sorting Technology in Mining—Past, Present and Future“. In: *Minerals* 9.9, 523 (2019).
- [Roz+17] O. Rozenstein, E. Puckrin und J. Adamowski. „Development of a new approach based on midwave infrared spectroscopy for post-consumer black plastic waste sorting in the recycling industry“. In: *Waste Management* 68 (2017), S. 38–44.
- [Rus+16] F. Russo und N. T. Basse. „Scaling of turbulence intensity for low-speed flow in smooth pipes“. In: *Flow Measurement and Instrumentation* 52 (2016), S. 101–114.
- [Sai+10] R. Saidur, N. Rahim und M. Hasanuzzaman. „A review on compressed-air energy use and energy savings“. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 14.4 (2010), S. 1135–1153.
- [Sal+91] J. D. Salter und N. P. G. Wyatt. „Sorting in the minerals industry: Past, present and future“. In: *Minerals Engineering* 4.7 (1991), S. 779–796.
- [Sei+21] S. Seifert, S. Dittrich und J. Bach. „Recovery of Raw Materials from Ceramic Waste Materials for the Refractory Industry“. In: *Processes* 9.2, 228 (2021).
- [Ser+11] S. Serranti, A. Gargiulo und G. Bonifazi. „Characterization of post-consumer polyolefin wastes by hyperspectral imaging for quality control in recycling processes“. In: *Waste Management* 31.11 (2011), S. 2217–2227.

- [Shi+13] B. Shiferaw, M. Smale, H.-J. Braun, E. Duveiller, M. Reynolds und G. Muricho. „Crops that feed the world 10. Past successes and future challenges to the role played by wheat in global food security“. In: *Food Security* 5.3 (2013), S. 291–317.
- [Sig+19a] C. Signoret, A.-S. Caro-Bretelle, J.-M. Lopez-Cuesta, P. Jenny und D. Perrin. „MIR spectral characterization of plastic to enable discrimination in an industrial recycling context: I. Specific case of styrenic polymers“. In: *Waste Management* 95 (2019), S. 513–525.
- [Sig+19b] C. Signoret, A.-S. Caro-Bretelle, J.-M. Lopez-Cuesta, P. Jenny und D. Perrin. „MIR spectral characterization of plastic to enable discrimination in an industrial recycling context: II. Specific case of polyolefins“. In: *Waste Management* 98 (2019), S. 160–172.
- [Sig+20] C. Signoret, M. Edo, D. Lafon, A.-S. Caro-Bretelle, J.-M. Lopez-Cuesta, P. Jenny und D. Perrin. „Degradation of Styrenic Plastics During Recycling: Impact of Reprocessing Photodegraded Material on Aspect and Mechanical Properties“. In: *Journal of Polymers and the Environment* 28 (2020), S. 2055–2077.
- [Sni+05] L. Snidaro, C. Micheloni und C. Chiavedale. „Video security for ambient intelligence“. In: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans* 35.1 (2005), S. 133–144.
- [Sol+04] H. M. Solo-Gabriele, T. G. Townsend, D. W. Hahn, T. M. Moskal, N. Hosein, J. Jambeck und G. Jacobi. „Evaluation of XRF and LIBS technologies for on-line sorting of CCA-treated wood waste“. In: *Waste Management* 24.4 (2004), S. 413–424.
- [Sør+08] L. Sørensen, J. Østergaard, P. Johansen und M. de Bruijne. „Multi-object tracking of human spermatozoa“. In: *Medical Imaging 2008: Image Processing*. Bd. 6914. International Society for Optics und Photonics. 2008, S. 784–795.
- [Spa+08] C. Spampinato, Y.-H. Chen-Burger, G. Nadarajan und R. B. Fisher. „Detecting, Tracking and Counting Fish in Low Quality Unconstrained Underwater Videos.“ In: *Proc. 3rd Int. Conf. on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP)*. Bd. 2. Citeseer, 2008, S. 514–519.

- [Spi+16] V. Spizzichino, L. Caneve, F. Colao und L. Ruggiero. „Characterization and discrimination of plastic materials using laser-induced fluorescence“. In: *Applied spectroscopy* 70.6 (2016), S. 1001–1008.
- [Sta+99] C. Stauffer und W. E. L. Grimson. „Adaptive background mixture models for real-time tracking“. In: *Proceedings. 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cat. No PR00149)*. Bd. 2. IEEE. 1999, S. 246–252.
- [Ste+03] M. Stepputat und R. Noll. „On-line detection of heavy metals and brominated flame retardants in technical polymers with laser-induced breakdown spectrometry“. In: *Applied optics* 42.30 (2003), S. 6210–6220.
- [Stu+92] D. Stuart-Dick und T. A. Royal. „Design principles for chutes to handle bulk solids.“ In: *Bulk Solids Handling* 12 (1992), S. 447–450.
- [Swe26] A. T. Sweet. *Metallurgical separator*. United States 1678884. 1926.
- [Sze10] R. Szeliski. *Computer vision: algorithms and applications*. Springer Science & Business Media, 2010. Kap. 2.3.2.
- [Tae08] K. Taeubner. „Zeilenkameras“. In: N. Bauer. *Handbuch zur Industriellen Bildverarbeitung*. Fraunhofer-IRB-Verlag, 2008, S. 32–34.
- [Udo10] O. Udoudo. „Modelling the efficiency of an automated sensor-based sorter“. Diss. University of Exeter, 2010.
- [Uhl17] J. K. Uhlmann. „Introduction to the algorithmics of data association in multiple-target tracking“. In: *Handbook of Multisensor Data Fusion*. CRC Press, 2017, S. 89–108.
- [Uhl92] J. K. Uhlmann. „Algorithms for multiple-target tracking“. In: *American Scientist* 80.2 (1992), S. 128–141.
- [Ulr+13] A. Ulrici, S. Serranti, C. Ferrari, D. Cesare, G. Foca und G. Bonifazi. „Efficient chemometric strategies for PET–PLA discrimination in recycling plants using hyperspectral imaging“. In: *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 122 (2013), S. 31–39.

- [Umw19] Umwelt Bundesamt. *Verwertung und Entsorgung ausgewählter Abfallarten – Glas und Altglas*. 2019. URL: <https://www.umweltbundesamt.de/daten/ressourcen-abfall/verwertung-entsorgung-ausgewaehlter-abfallarten/glas-altglas> (besucht am 07. 02. 2020).
- [UNC17] UNCTAD-Secretary. „Review of Maritime Transport“. In: *United Nations Conference on Trade and Development* (2017).
- [Unz+12] L. Unzueta, M. Nieto, A. Cortés, J. Barandiaran, O. Otaegui und P. Sánchez. „Adaptive multicue background subtraction for robust vehicle counting and classification“. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 13.2 (2012), S. 527–540.
- [Vas+09] C. N. Vasconcelos und B. Rosenhahn. „Bipartite graph matching computation on GPU“. In: *International Workshop on Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*. Springer. 2009, S. 42–55.
- [Vas+11] C. N. Vasconcelos und B. Rosenhahn. „Bipartite graph matching on GPU over complete or local grid neighborhoods“. In: *International Work-Conference on Artificial Neural Networks*. Springer. 2011, S. 425–432.
- [Veg+15] I. Vegas, K. Broos, P. Nielsen, O. Lambertz und A. Lisbona. „Upgrading the quality of mixed recycled aggregates from construction and demolition waste by using near-infrared sorting technology“. In: *Construction and Building Materials* 75 (2015), S. 121–128.
- [Ver+20] M. M. Veras, A. S. Young, C. R. Born, A. Szewczuk, A. C. Bastos Neto, C. O. Petter und C. H. Sampaio. „Affinity of dual energy X-ray transmission sensors on minerals bearing heavy rare earth elements“. In: *Minerals Engineering* 147, 106151 (2020).
- [Vin+07] G. Vinzelberg und S. Sondlobes. „Erkennung dunkler Kunststoffe mit laserinduzierter Fluoreszenz. Reconnaissance de matieres plastiques foncees par fluorescence induite par laser. Reconocimiento de materias plasticas oscuras con fluorescencia inducida por laser“. In: *Aufbereitungs-Technik* 48.3 (2007), S. 16–22.

- [Vir+20] P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant, M. Haberland, T. Reddy, D. Cournapeau, E. Burovski, P. Peterson, W. Weckesser, J. Bright, S. J. van der Walt, M. Brett, J. Wilson, K. J. Millman, N. Mayorov, A. R. J. Nelson, E. Jones, R. Kern, E. Larson, C. J. Carey, Í. Polat, Y. Feng, E. W. Moore, J. VanderPlas, D. Laxalde, J. Perktold, R. Cimrman, I. Henriksen, E. A. Quintero, C. R. Harris, A. M. Archibald, A. H. Ribeiro, F. Pedregosa, P. van Mulbregt und SciPy 1.0 Contributors. „SciPy 1.0: Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python“. In: *Nature Methods* 17 (2020), S. 261–272.
- [Von09] L. Von Ketelhodt. „Viability of optical sorting of gold waste rock dumps“. In: *World Gold Conference*. 2009, S. 271–278.
- [Vra+17] C. Vrancken, P. Longhurst und S. Wagland. „Critical review of real-time methods for solid waste characterisation: Informing material recovery and fuel production“. In: *Waste Management* 61 (2017), S. 40–57.
- [Wee+09] C.-Y. Wee, R. Paramesran und F. Takeda. „Sorting of rice grains using Zernike moments“. In: *Journal of Real-Time Image Processing* 4, 353 (2009).
- [Wen+21] P. Wen, G. Lohlefk und P. Rem. „Non-overlapping coverage in random feeding“. In: *Powder Technology* 385 (2021), S. 50–59.
- [Wör06] H. Wörn. *Echtzeitsysteme: Grundlagen, Funktionsweisen, Anwendungen*. eXamen.press. Springer Berlin Heidelberg, 2006. Kap. 5.1.
- [Wot+20] H. Wotruba und C. Robben. „Sensor-based ore sorting in 2020“. In: *at – Automatisierungstechnik* 68.4 (2020), S. 231–238.
- [Wot06] H. Wotruba. „Sensor sorting technology–is the minerals industry missing a chance“. In: *XXIII International Mineral Processing Congress*. Bd. 1. 2006, S. 3–8.
- [Wu+15] J. Wu, I. Yildirim, J. J. Lim, B. Freeman und J. Tenenbaum. „Galileo: Perceiving physical object properties by integrating a physics engine with deep learning“. In: *Advances in neural information processing systems*. 2015, S. 127–135.

- [Wu+16] J. Wu, J. J. Lim, H. Zhang, J. B. Tenenbaum und W. T. Freeman. „Physics 101: Learning Physical Object Properties from Unlabeled Videos“. In: *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*. BMVA Press, 2016, S. 39.1–39.12.
- [Xio+20] F. Xiong, J. Zhou und Y. Qian. „Material Based Object Tracking in Hyperspectral Videos“. In: *IEEE Transactions on Image Processing* 29 (2020). Conference Name: IEEE Transactions on Image Processing, S. 3719–3733.
- [Yil+06] A. Yilmaz, O. Javed und M. Shah. „Object tracking: A survey“. In: *ACM computing surveys (CSUR)* 38.4 (2006), S. 13–58.
- [Zhe+18] Y. Zheng, J. Bai, J. Xu, X. Li und Y. Zhang. „A discrimination model in waste plastics sorting using NIR hyperspectral imaging system“. In: *Waste management* 72 (2018), S. 87–98.
- [Zhu+12] P. Zhu, C. Zhang, H. Li, R. C. Cheung und B. Hu. „An FPGA-based acceleration platform for auction algorithm“. In: *2012 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*. IEEE, 2012, S. 1002–1005.
- [Ziv+06] Z. Zivkovic und F. Van Der Heijden. „Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction“. In: *Pattern recognition letters* 27.7 (2006), S. 773–780.
- [Ziv+16] R. Zivoli, L. Gambacorta, L. Piemontese und M. Solfrizzo. „Reduction of Aflatoxins in Apricot Kernels by Electronic and Manual Color Sorting“. In: *Toxins* 8.1, 26 (2016).
- [Ziv04] Z. Zivkovic. „Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction“. In: *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004*. Bd. 2. IEEE, 2004, S. 28–31.

Betreute und co-betreute Diplom-, Bachelor- und Masterarbeiten

- [Bau19] M. Bauer. „Merkmalsfusion multivariater Zeitreihen bestehend aus optischen Merkmalen getrackter Objekte“. Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2019.
- [Bec20] M. Beck. „Erprobung Event-basierter Kameras zur Texturklassifikation in der automatischen Sichtprüfung“. Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2020.
- [Bit17] A. Bittner. „Bewegungsanalyse von Schüttgut mittels instrumentierten Partikeln“. Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2017.
- [Cif17] S. Ciftci. „Design und Entwicklung eines modularen Gerätes zur Validierung der optischen Sortierleistung“. Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2017.
- [Dör17] S. Döring. „Unschärfe Memoisation als Ansatz im Bereich Approximate Computing“. Diplomarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2017.
- [Fin16] M. Finger. „Echtzeitfähiges Multi-Target-Tracking für die optische Schüttgutsortierung“. Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2016.
- [Gen17] T. Gengenbach. „Bildbasierte Laufzeitprädiktion für die optische Schüttgutklassifizierung“. Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2017.
- [Hor18] T. Hornberger. „Ableitung von Bewegungsmodellen für Anwendungen in der Schüttgutsortierung mittels Machine Learning“. Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2018.

- [Köh16] P. Köhl. „Untersuchung der Sortierqualität in Abhängigkeit der Auswertzeit bei der optischen Sortierung von Schüttgütern unter der Verwendung von Entscheidungsbäumen“. Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2016.
- [Kro18] T. Kronauer. „Featureunterstütztes Multi-Target-Tracking für optische Bandsortieranlagen unter Verwendung von maschinellem Lernen“. Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2018.
- [Mül16] J. Müller. „Fuzzy Memoization mithilfe von Hash-basierten Key-Value Stores“. Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2016.
- [Mür18] N. Mürdter. „Klassifikation und Regression physikalischer Eigenschaften sich bewogender Objekte im Kontext der Sortierung mit optischen Sensoren“. Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2018.
- [Roe16] S. Roesler. „Klassifikation von Objekten in Echtzeitanwendungen mithilfe von approximativen Algorithmen“. Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2016.
- [Sch16] M. Schick. „Untersuchung von Algorithmen zum prädiktiven Tracking für Anwendungen in der Schüttgutsortierung“. Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2016.
- [Sch17] D. Schäble. „Klassifizierung von Schüttgut mithilfe neuronaler Netze zur Einhaltung von Echtzeitkriterien“. Bachelorarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2017.
- [Wag16] M. Wagner. „Hochperformantes Multi-Object-Tracking mittels OpenCL im Kontext der optischen Schüttgutsortierung“. Masterarbeit. Karlsruher Institut für Technologie KIT, 2016.

Eigene Veröffentlichungen

Journalartikel

- [Bec+21] M. Beck, G. Maier, M. Flitter, R. Gruna, T. Längle, M. Heizmann und J. Beyerer. „An Extended Modular Processing Pipeline for Event-Based Vision in Automatic Visual Inspection“. In: *Sensors* 21.18, 6143 (2021).
- [Mai+18a] G. Maier, F. Pfaff, F. Becker, C. Pieper, R. Gruna, B. Noack, H. Kruggel-Emden, T. Längle, U. D. Hanebeck, S. Wirtz, V. Scherer und J. Beyerer. „Motion-based material characterization in sensor-based sorting“. In: *tm – Technisches Messen* 85.3 (2018), S. 202–210.
- [Mai+19b] G. Maier, F. Pfaff, M. Wagner, C. Pieper, R. Gruna, B. Noack, H. Kruggel-Emden, T. Längle, U. D. Hanebeck, S. Wirtz, V. Scherer und J. Beyerer. „Real-time multitarget tracking for sensor-based sorting“. In: *Journal of Real-Time Image Processing* 16.6 (2019), S. 2261–2272.
- [Mai+20] G. Maier, F. Pfaff, A. Bittner, R. Gruna, B. Noack, H. Kruggel-Emden, U. D. Hanebeck, T. Längle und J. Beyerer. „Characterizing material flow in sensor-based sorting systems using an instrumented particle“. In: *at – Automatisierungstechnik* 68.4 (2020), S. 256–264.
- [Mai+21a] G. Maier, F. Pfaff, C. Pieper, R. Gruna, B. Noack, H. Kruggel-Emden, T. Längle, U. D. Hanebeck, S. Wirtz, V. Scherer und J. Beyerer. „Experimental Evaluation of a Novel Sensor-Based Sorting Approach Featuring Predictive Real-Time Multiobject Tracking“. In: *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 68.2 (2021), S. 1548–1559.

- [Mai+21b] G. Maier, A. Shevchyk, M. Flitter, R. Gruna, T. Längle, U. D. Hanebeck und J. Beyerer. „Motion-based Visual Inspection of Optically Indiscernible Defects on the Example of Hazelnuts“. In: *Computers and Electronics in Agriculture* 185, 106147 (2021).
- [Pfa+16a] F. Pfaff, C. Pieper, G. Maier, B. Noack, H. Kruggel-Emden, R. Gruna, U. D. Hanebeck, S. Wirtz, V. Scherer, T. Längle und J. Beyerer. „Improving optical sorting of bulk materials using sophisticated motion models“. In: *tm – Technisches Messen* 83.2 (2016), S. 77–84.
- [Pfa+17b] F. Pfaff, G. Maier, M. Aristov, B. Noack, R. Gruna, U. D. Hanebeck, T. Längle, J. Beyerer, C. Pieper, H. Kruggel-Emden, S. Wirtz und V. Scherer. „Real-time motion prediction using the chromatic offset of line scan cameras“. In: *at – Automatisierungstechnik* 65.6 (2017), S. 369–380.
- [Pfa+20] F. Pfaff, C. Pieper, G. Maier, B. Noack, R. Gruna, H. Kruggel-Emden, U. D. Hanebeck, S. Wirtz, V. Scherer, T. Längle und J. Beyerer. „Predictive tracking with improved motion models for optical belt sorting“. In: *at – Automatisierungstechnik* 68.4 (2020), S. 239–255.
- [Pie+16b] C. Pieper, G. Maier, F. Pfaff, H. Kruggel-Emden, S. Wirtz, R. Gruna, B. Noack, V. Scherer, T. Längle, J. Beyerer und U. D. Hanebeck. „Numerical modeling of an automated optical belt sorter using the Discrete Element Method“. In: *Powder Technology* 301 (2016), S. 805–814.
- [Pie+18] C. Pieper, F. Pfaff, G. Maier, H. Kruggel-Emden, S. Wirtz, B. Noack, R. Gruna, V. Scherer, U. D. Hanebeck, T. Längle und J. Beyerer. „Numerical modelling of an optical belt sorter using a DEM–CFD approach coupled with particle tracking and comparison with experiments“. In: *Powder Technology* 340 (2018), S. 181–193.
- [Thu+21] J. Thumm, M. Reith-Braun, F. Pfaff, U. D. Hanebeck, M. Flitter, G. Maier, R. Gruna, T. Längle, A. Bauer und H. Kruggel-Emden. „Mixture of Experts of Neural Networks and Kalman Filters for Optical Belt Sorting“. In: *IEEE Transactions on Industrial Informatics* (2021). Online vorab veröffentlicht.

- [Tro+20] N. Tron, G. Maier, H. Schulte und A. Krähmer. „NIRS basierte Detektion und Entfernung Pyrrolizidinalkaloid-haltiger Unkräuter aus Kulturpflanzen nach der Ernte – PA-NIRSort“. In: *Journal für Kulturpflanzen* 72.4 (2020), S. 88–98.

Konferenzbeiträge

- [Kra+21] J. Krause, N. Tron, G. Maier, A. Krähmer, R. Gruna, T. Längle und J. Beyerer. „Detection of pyrrolizidine alkaloid containing herbs using hyperspectral imaging in the short-wave infrared“. In: *OCM 2021-Optical Characterization of Materials conference proceedings*. KIT Scientific Publishing, 2021, S. 45–55.
- [Kro+19] T. Kronauer, F. Pfaff, B. Noack, W. Tian, G. Maier und U. D. Hanebeck. „Feature-Aided Multitarget Tracking for Optical Belt Sorters“. In: *Proceedings of the 22nd International Conference on Information Fusion (Fusion 2019)*. Ottawa, Canada, 2019, S. 1–8.
- [Mai+16a] G. Maier, M. Bromberger, T. Langle und W. Karl. „High-throughput sensor-based sorting via approximate computing“. In: *Forum Bildverarbeitung 2016*. KIT Scientific Publishing, 2016, S. 99–110.
- [Mai+16b] G. Maier, F. Pfaff, C. Pieper, R. Gruna, B. Noack, H. Kruggel-Emden, T. Längle, U. D. Hanebeck, S. Wirtz, V. Scherer und J. Beyerer. „Fast multitarget tracking via strategy switching for sensor-based sorting“. In: *2016 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*. IEEE, 2016, S. 505–510.
- [Mai+17] G. Maier, F. Pfaff, F. Becker, C. Pieper, R. Gruna, B. Noack, H. Kruggel-Emden, T. Langle, U. D. Hanebeck, S. Wirtz, V. Scherer und J. Beyerer. „Improving material characterization in sensor-based sorting by utilizing motion information“. In: *OCM 2017-Optical Characterization of Materials conference proceedings*. 2017, S. 109–119.

- [Mai+18b] G. Maier, F. Pfaff, C. Pieper, R. Gruna, B. Noack, H. Kruggel-Emden, T. Längle, U. D. Hanebeck, S. Wirtz, V. Scherer und J. Beyerer. „Application of Area-Scan Sensors in Sensor-Based Sorting“. In: *Sensor-Based Sorting & Control 2018*. Shaker Verlag, Aachen, Germany, 2018, S. 73–81.
- [Mai+19a] G. Maier, N. Mürdter, R. Gruna, T. Langle und J. Beyerer. „Automatic visual inspection based on trajectory data“. In: *OCM 2019-Optical Characterization of Materials: Conference Proceedings*. KIT Scientific Publishing, 2019, S. 87–97.
- [Mai15] G. Maier. „Automatic sorting of bulk material“. In: *PARS-Mitteilungen*. Gesellschaft für Informatik -GI-, Parallel-Algorithmen, -Rechnerstrukturen und -Systemsoftware: 26. PARS-Workshop. 2015, S. 152.
- [Pfa+16b] F. Pfaff, C. Pieper, G. Maier, B. Noack, H. Kruggel-Emden, R. Gruna, U. D. Hanebeck, S. Wirtz, V. Scherer, T. Längle und J. Beyerer. „Simulation-based evaluation of predictive tracking for sorting bulk materials.“ In: *2016 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*. 2016, S. 511–516.
- [Pfa+17a] F. Pfaff, G. Kurz, C. Pieper, G. Maier, B. Noack, H. Kruggel-Emden, R. Gruna, U. D. Hanebeck, S. Wirtz, V. Scherer, T. Längle und J. Beyerer. „Improving multitarget tracking using orientation estimates for sorting bulk materials“. In: *2017 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*. 2017, S. 553–558.
- [Pie+16a] C. Pieper, H. Kruggel-Emden, S. Wirtz, V. Scherer, F. Pfaff, B. Noack, U. D. Hanebeck, G. Maier, R. Gruna, T. Längle und J. Beyerer. „Numerical Investigation of Optical Sorting Using the Discrete Element Method“. In: *International Conference on Discrete Element Methods*. Springer, 2016, S. 1105–1113.
- [Pie+17] C. Pieper, G. Maier, F. Pfaff, H. Kruggel-Emden, R. Gruna, B. Noack, S. Wirtz, V. Scherer, T. Längle, U. D. Hanebeck und J. Beyerer. „Numerical modelling of the separation of complex shaped particles in an optical belt sorter using a DEM–CFD approach and comparison with experiments“. In: *V Internatio-*

nal Conference on Particle-based Methods–Fundamentals and Applications PARTICLES 2017. 2017, S. 373–384.

- [Ric+16] M. Richter, G. Maier, R. Gruna, T. Längle und J. Beyerer. „Feature selection with a budget“. In: *EECSS16, Budapest, Hungary, Avestia Publishing* (2016), S. 104-1–104-8.

**SCHRIFTENREIHE AUTOMATISCHE SICHTPRÜFUNG UND BILDVERARBEITUNG
(ISSN 1866-5934)**

- Band 1 **JONATHAN BALZER**
Regularisierung des Deflektometrieproblems Grundlagen
und Anwendung.
ISBN 978-3-86644-230-6
- Band 2 **IOANA GHEȚA**
Fusion multivariater Bildserien am Beispiel eines Kamera-Arrays.
ISBN 978-3-86644-684-7
- Band 3 **STEFAN BRUNO WERLING**
Deflektometrie zur automatischen Sichtprüfung
und Rekonstruktion spiegelnder Oberflächen.
ISBN 978-3-86644-687-8
- Band 4 **JAN WASSENBERG**
Efficient Algorithms for Large-Scale Image Analysis.
ISBN 978-3-86644-786-8
- Band 5 **MARTIN GRAFMÜLLER**
Verfahrensfortschritte in der robusten Echtzeiterkennung
von Schriftzeichen.
ISBN 978-3-86644-979-4
- Band 6 **JÜRGEN BRAUER**
Human Pose Estimation with Implicit Shape Models.
ISBN 978-3-7315-0184-8
- Band 7 **MARKUS MÜLLER**
Szeneninterpretation unter Verwendung multimodaler Sensorik
und Salienzmaßen.
ISBN 978-3-7315-0240-1
- Band 8 **ROBIN GRUNA**
Beleuchtungsverfahren zur problemspezifischen Bildgewinnung
für die automatische Sichtprüfung.
ISBN 978-3-7315-0313-2
- Band 9 **THOMAS STEPHAN**
Beitrag zur Unterwasserbildrestauration.
ISBN 978-3-7315-0579-2

- Band 10 **JAN-PHILIP JARVIS**
A Contribution to Active Infrared Laser Spectroscopy
for Remote Substance Detection.
ISBN 978-3-7315-0725-3
- Band 11 **MIRO TAPHANEL**
Chromatisch konfokale Triangulation – Hochgeschwindigkeits 3D-Sensorik
auf Basis der Wellenlängenschätzung mit optimierten Filtern.
ISBN 978-3-7315-0646-1
- Band 12 **SEBASTIAN HÖFER**
Untersuchung diffus spiegelnder Oberflächen mittels
Infrarotdeflektometrie.
ISBN 978-3-7315-0711-6
- Band 13 **MATTHIAS RICHTER**
Über lernende optische Inspektion am Beispiel der
Schüttgutsortierung.
ISBN 978-3-7315-0842-7
- Band 14 **MATHIAS ZIEBARTH**
Wahrnehmungsgrenzen kleiner Verformungen auf
spiegelnden Oberflächen.
ISBN 978-3-7315-0890-8
- Band 15 **JOHANNES MEYER**
Light Field Methods for the Visual Inspection of Transparent Objects.
ISBN 978-3-7315-0912-7
- Band 16 **MASOUD ROSCHANI**
Probabilistische Planungsverfahren für die
deflektometrische Oberflächeninspektion.
ISBN 978-3-7315-0907-3
- Band 17 **MAHSA MOHAMMADIKAJI**
Simulation-based Planning of Machine Vision Inspection Systems
with an Application to Laser Triangulation.
ISBN 978-3-7315-0989-9
- Band 18 **DING LUO**
High-speed surface profilometry based on an adaptive microscope
with axial chromatic encoding.
ISBN 978-3-7315-1061-1
- Band 19 **ZHENG LI**
Application of diffractive lens arrays in confocal microscopy.
ISBN 978-3-7315-1188-5

Band 20 GEORG MAIER
Bildfolgenbasierte Gewinnung und Nutzung partikelindividueller
Bewegungsinformation in der optischen Schüttgutsortierung.
ISBN 978-3-7315-1192-2

Die sensorgestützte Schüttgutsortierung dient der automatischen Qualitätskontrolle von pulvrigen, körnigen oder stückigen Produkten in schüttfähiger Form. Der Oberbegriff beschreibt eine Familie von Systemen, welche die physikalische Abtrennung einzelner Partikel aus einem Materialstrom auf Basis sensorisch erfasster Information ermöglichen. In der Industrie und Forschung kommen nahezu ausnahmslos bildgebende, zeilenscannende Sensoren zum Einsatz. In dieser Arbeit wird eine neue Gattung eines Schüttgutsortiersystems mit Flächenkamera erforscht. Der Einsatz von Hochgeschwindigkeitskameras als Inspektionssensoren wirft aus Sicht der Informatik spannende Forschungsfragen hinsichtlich der Gewinnung und Nutzung weitergehender Merkmale, insbesondere von Bewegungsinformation über zu sortierende Materialien, auf. Die Bewegungsinformation wird genutzt, um durch neue Verfahren der Materialcharakterisierung offene Sortierprobleme zu lösen, eine genauere Ansteuerung der Ausschleusung zu erzielen, sowie eine quantitative Bewertung einer vorliegenden Systemauslegung zu ermöglichen.

ISSN 1866-5934

ISBN 978-3-7315-1192-2

Gedruckt auf FSC-zertifiziertem Papier

