

TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN  
Lehrstuhl für Betriebswissenschaften und Montagetechnik  
am Institut für Werkzeugmaschinen und Betriebswissenschaften (*iwb*)

**Verfahren zur Klassifikation von Ungängen  
bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren**

**Josef Huber**

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Maschinenwesen der Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitzender: Prof. Dr.-Ing. Wolfram Volk

Prüfer der Dissertation:

1. Prof. Dr.-Ing. Gunther Reinhart
2. Prof. Dr.-Ing. Klaus Drechsler

Die Dissertation wurde am 21.03.2017 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die Fakultät für Maschinenwesen am 22.08.2017 angenommen.



# Inhaltsverzeichnis

<b>Inhaltsverzeichnis.....</b>	<b>i</b>
<b>Abkürzungsverzeichnis.....</b>	<b>vii</b>
<b>Verzeichnis der Formelzeichen.....</b>	<b>xi</b>
<b>1 Einleitung.....</b>	<b>1</b>
1.1 Ausgangssituation .....	1
1.2 Motivation der Arbeit.....	3
1.3 Zielsetzung der Arbeit.....	5
1.4 Aufbau der Arbeit .....	7
<b>2 Grundlagen.....</b>	<b>9</b>
2.1 Übersicht .....	9
2.2 Lithium-Ionen-Zellen.....	9
2.2.1 Allgemeines und Begriffsdefinition .....	9
2.2.2 Funktion einer Lithium-Ionen-Zelle.....	10
2.2.3 Fertigung von Lithium-Ionen-Zellen.....	12
2.3 Batterieseparatoren.....	13
2.3.1 Allgemeines und Begriffsdefinition .....	13
2.3.2 Materialtypen.....	13
2.3.3 Herstellungsprozesse .....	15
2.4 Zerstörungsfreie Prüfung .....	16
2.4.1 Allgemeines und Begriffsdefinition .....	16
2.4.2 Verfahren der Zerstörungsfreien Prüfung .....	17

2.5	Bildverarbeitung .....	21
2.6	Klassifikation .....	23
<b>3</b>	<b>Stand der Forschung und Technik.....</b>	<b>27</b>
3.1	Übersicht.....	27
3.2	Methoden der Bildverarbeitung .....	27
3.2.1	Bildaufnahme .....	27
3.2.2	Bildvorverarbeitung .....	36
3.2.3	Segmentierung.....	39
3.2.4	Merkmalsextraktion .....	44
3.2.5	Klassifikation .....	47
3.3	Eigenschaften und Prüfung von Batterieseparatoren.....	62
3.4	Optische Prüfung von Bahnwaren .....	66
3.5	Zusammenfassung und Handlungsbedarf.....	67
<b>4</b>	<b>Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens .....</b>	<b>69</b>
4.1	Vorgehensweise .....	69
4.2	Anforderungen an ein zerstörungsfreies Prüfverfahren für Batterieseparatoren.....	70
4.2.1	Technische Anforderungen .....	70
4.2.2	Prozessuale Anforderungen .....	72
4.3	Auswahl der Klasse der zerstörungsfreien Prüfung.....	73
4.4	Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens .....	75
4.4.1	Randbedingungen bei der optischen Detektion von Ungängen .....	76
4.4.2	Definition der Muster-Ungängen .....	77
4.4.3	Entwurf der Bildverarbeitungskette .....	79

4.5	Übersicht des zerstörungsfreien Prüfverfahrens .....	89
4.6	Zusammenfassung .....	91
<b>5</b>	<b>Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren .....</b>	<b>93</b>
5.1	Übersicht .....	93
5.2	Selektierung .....	95
5.3	Vorbereitung .....	99
5.4	Modellierung .....	101
5.5	Evaluierung .....	104
5.6	Zusammenfassung .....	107
<b>6</b>	<b>Technische Umsetzung des Verfahrens .....</b>	<b>109</b>
6.1	Übersicht .....	109
6.2	Auswahl der Komponenten zur Bildaufnahme .....	109
6.3	Umsetzung eines zerstörungsfreien Prüfstands .....	114
6.3.1	Umsetzung einer Materialtransporteinheit .....	114
6.3.2	Umsetzung einer Kommunikationsstruktur .....	116
6.3.3	Umsetzung einer Softwarestruktur .....	117
6.4	Justierung und Kalibrierung des Prüfstands .....	118
6.5	Analyse der Messgenauigkeit des Prüfstands .....	121
6.6	Überprüfung der Skalierbarkeit des Prüfansatzes .....	122
6.7	Zusammenfassung .....	123
<b>7</b>	<b>Anwendung der Methode zur Klassifikation .....</b>	<b>125</b>
7.1	Übersicht .....	125
7.2	Auswahl des Anwendungsfalls .....	125

## **Inhaltsverzeichnis**

---

7.3	Anwendung der Methodenschritte.....	126
7.3.1	Anwendung der Selektierung.....	127
7.3.2	Anwendung der Vorbereitung.....	131
7.3.3	Anwendung der Modellierung.....	132
7.3.4	Anwendung der Evaluierung.....	133
7.4	Evaluation der Klassifikationsgenauigkeit.....	136
7.5	Zusammenfassung.....	137
<b>8</b>	<b>Technische und wirtschaftliche Bewertung.....</b>	<b>139</b>
8.1	Übersicht.....	139
8.2	Anforderungsbezogene Bewertung.....	139
8.3	Darstellung der Nutzenpotenziale.....	142
8.4	Bewertung der Wirtschaftlichkeit.....	145
8.5	Zusammenfassung.....	148
<b>9</b>	<b>Schlussbetrachtung.....</b>	<b>149</b>
9.1	Zusammenfassung.....	149
9.2	Ausblick.....	152
<b>10</b>	<b>Literaturverzeichnis.....</b>	<b>155</b>
<b>11</b>	<b>Abbildungsverzeichnis.....</b>	<b>175</b>
<b>12</b>	<b>Tabellenverzeichnis.....</b>	<b>179</b>
<b>13</b>	<b>Anhang.....</b>	<b>181</b>
13.1	Studienarbeiten.....	181
13.2	Datensatz zur Ermittlung des Schwellwertverfahrens.....	182

13.3 AHP zur Gewichtung der Anforderungen .....	185
13.4 Liste translationsinvarianter Objektmerkmale .....	186
13.5 Messwerte der durchgeführten Messsystemanalyse .....	187





## Abkürzungsverzeichnis

°C	Grad Celsius
3-D	dreidimensional
a	annus (Jahr)
AHP	Analytic Hierarchy Process
ASNT	American Society For Nondestructive Testing
ASTM	American Society for Testing and Materials
BEV	Battery Electric Vehicle (Elektrofahrzeug)
Bit	binary digit
bspw.	beispielsweise
ca.	circa (ungefähr)
CART	Classification and Regression Trees
CCD	Charge-coupled Device
CFK	Carbonfaserverstärkter Kunststoff
CHAID	Chi-square Automatic Interaction Detectors
CMOS	Complementary Metal Oxide Semiconductor
CRISP-DM	Cross Industry Standard Process for Data Mining
d. h.	das heißt
et al.	et alii (und andere)
DIN	Deutsches Institut für Normung e. V.
EEG	Erneuerbare Energien Gesetz
EMVA	European Machine Vision Association
EN	Europäische Norm

## Abkürzungsverzeichnis

---

EU	Europäische Union
FN	falsch negativ
FP	falsch positiv
Fraunhofer IGCV	Fraunhofer-Einrichtung für Gießerei-, Composite- und Verarbeitungstechnik
ggf.	gegebenenfalls
h	hora (Stunde)
HEV	Hybrid Electric Vehicle (Hybridfahrzeug)
Hrsg.	Herausgeber
Hz	Hertz
<i>iwb</i>	Institut für Werkzeugmaschinen und Betriebswissenschaften (der Technischen Universität München)
I/O	Input/Output (Eingabe/Ausgabe)
ID3	Iterative Dichtomiser 3
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
ISO	International Organization for Standardization (Internationale Organisation für Normung)
ISODATA	Iterative Self-organizing Data Analysis Technique
k	kilo
KDD	Knowledge Discovery in Databases
km	Kilometer
LCD	Liquid Crystal Display (Flüssigkristallanzeige)
LED	Light Emitting Diode (Leuchtdiode)
li.	links
Li	Lithium

LIB	Lithium-Ionen-Batterie
LIZ	Lithium-Ionen-Zelle
m	Meter
M	mega
min	Minute
ml	Milliliter
mm	Millimeter
MSA	Measurement System Analysis (Messsystemanalyse)
nm	Nanometer
NN	Neuronales Netz
OEM	Original Equipment Manufacturer
PC	Personal Computer
PE	Polyethylen
PEP	Pessimistic Error Pruning
PHEV	Plug-in Hybrid Electric Vehicle (Plug-in-Hybridfahrzeug)
PP	Polypropylen
RD	Reflexion Dunkelfeld
re.	rechts
REM	Rasterelektronenmikroskop
RH	Reflexion Hellfeld
RN	richtig negativ
RP	richtig positiv
S.	Seite
SEMMA	Sample, Explore, Modify, Model and Assess

## Abkürzungsverzeichnis

---

SNR	Signal-to-noise Ratio (Signal-Rausch-Verhältnis)
sog.	sogenannt
SPEC	Specification (Spezifikation)
SPS	Speicherprogrammierbare Steuerung
SVM	Support Vector Machine
T	Transmission
TFT	Thin-film Transistor (Dünnschichttransistor)
US	United States (Vereinigte Staaten von Amerika)
USB	Universal Serial Bus
u. a.	unter anderem
UV	ultraviolett
VDA	Verband der Automobilindustrie
VDI	Verein Deutscher Ingenieure
vgl.	vergleiche
W	Watt
W3C	World Wide Web Consortium
XML	Extensible Markup Language
z. B.	zum Beispiel
ZfP	Zerstörungsfreie Prüfung
µm	Mikrometer

## Verzeichnis der Formelzeichen

### Große lateinische Buchstaben

Symbol	Einheit	Bedeutung
A	m	Flächeninhalt
A <sub>B</sub>	m	Fläche der Bounding Box (Bildverarbeitung)
A <sub>G</sub>		Gewichtungsmatrix (AHP)
A <sub>K</sub>	m	Fläche der konvexen Hülle (Bildverarbeitung)
A <sub>O</sub>	m	Ortsauflösung
A <sub>fA<sub>v</sub></sub>	$\frac{€}{a}$	kalkulatorische Abschreibung
A <sub>Z</sub>		Anzahl defekter Einheiten
B <sub>G</sub>	m	Bildgröße
C	m	Durchmesser des Zerstreungskreises
C. I.		Konsistenzindex (Consistency Index) (AHP)
C. R.		Konsistenzwert (Consistency Ratio) (AHP)
D		Menge der Pixel einer dunklen Ungänze
D <sub>i</sub>		Dichte (Bildverarbeitung)
E (A)		Entropie des Merkmals A
EV	m	Wiederholpräzision (Equipment Variation)
E <sub>Z</sub>	€	Kostensparnis pro Einheit
FOV <sub>H</sub>	m	horizontales Sichtfeld einer Kamera
F <sub>V</sub>	$\frac{€}{a}$	jährliche Kosten
G <sub>G</sub>	m	Gegenstandsgröße

## Einleitung

---

$G_I(A)$		Gini-Index des Merkmals A
$G_{VZ}$	$\frac{\text{€}}{a}$	jährlicher monetärer Vorteil vor Zins
H		Menge der Pixel einer hellen Ungänze
I		Grauwert (Intensität)
$I'$		Grauwert des normalisierten Bildes
$I_E$		benötigte Information zur Generierung eines Entscheidungsbaumes
$I_R$		Grauwert des Referenzbildes
$I_V$	€	Investitionskosten
K		Kompaktheit (Bildverarbeitung)
$K_o$		Konvexität (Bildverarbeitung)
$K_S$	€	Kosten des Separators pro Zelle
$K_V$	$\frac{\text{€}}{a}$	kalkulatorische Zinsen
$K_Z$	€	Kosten einer LIZ
L		Anzahl an Grauwertstufen
O		Menge der Pixel zwischen dem oberen und dem unteren Schwellwert
P		Präzision
$P_D$		Wahrscheinlichkeit für Pixel in D
$P_H$		Wahrscheinlichkeit für Pixel in H
R. I.		Random Index (AHP)
S		Sensitivität
$S_i$		Sensitivität der Klasse i
R		Ratio (Bildverarbeitung)

$\bar{R}$	m	Mittelwert der Spannweiten (MSA)
$S_T$	m	Schärfentiefe
$S_Z$	€	jährlicher Nutzen
$T_A$	a	Amortisationszeit (statisch)
$T_V$	a	Nutzungsdauer
$U$	m	Umfang
$V$		Vertrauenswahrscheinlichkeit
$W_V$	$\frac{€}{a}$	Wartungs- und Pflegekosten
$Z_V$		Zinssatz

**Kleine lateinische Buchstaben**

<b>Symbol</b>	<b>Einheit</b>	<b>Bedeutung</b>
$\Delta t$	s	Differenz zwischen zwei Zeitpunkten
$a$		Ausgang eines Neurons
$a_{ij}$		Eintrag der Gewichtungsmatrix (AHP)
$a_p$		Anzahl der notwendigen paarweisen Vergleiche zur Befüllung der Gewichtungsmatrix (AHP)
$a_v$		Stärke der Verzeichnung
$b_B$	m	Breite der Bounding Box (Bildverarbeitung)
$b_w$	m	Bildweite
$b_s$	m	genutzte Sensorbreite
$c$		Anzahl an Faktoren eines Versuchsplans
$c_i$		Konstante zur Beleuchtungskorrektur
$d$	m	Öffnungsdurchmesser der Blende

## Einleitung

---

$e$		Eingang eines Neurons
$f$	Hz	Frequenz
$f_A$	$\frac{1}{s}$	Bildaufnahmefrequenz
$f_{\text{Abtast}}$		Abtastfrequenz
$f_B$	$\frac{1}{s}$	Beleuchtungsfrequenz
$f_{\text{max}}$		maximale Frequenz eines Signals
$f_w$	m	Brennweite
$g_a(A)$		Informationsgewinn des Merkmals A
$g_i$		Gewichtung der Sensitivität der Klasse i (AHP)
$g_r(A)$		Informationsgewinnverhältnis des Merkmals A
$g_w$	m	Gegenstandsweite
$i$		Index der Klassen bzw. der Spalten der Gewichtungsmatrix (AHP)
$j$		Index der Zeilen der Gewichtungsmatrix (AHP)
$k$		Schwellwert
$k^*$		optimaler Schwellwert
$k_B$		Blendenzahl
$k_D$		unterer Schwellwert
$k_H$		oberer Schwellwert
$k_m$		Index der Klassensensitivitäten
$l_B$	m	Länge der Bounding Box (Bildverarbeitung)
$l_K$	m	Länge der konvexen Hülle (Bildverarbeitung)
$m$		Dimension der Gewichtungsmatrix (AHP)
$m_D$		durchschnittlicher Grauwert im Bildbereich D



$m_G$		durchschnittlicher Grauwert eines Bildes
$m_H$		durchschnittlicher Grauwert im Bildbereich H
$m_S$		Anzahl der Sensitivitäten eines Klassifikationsmodells
$n$		Anzahl der Objekte der Klasse N
$n_B$		Brechungsindex
$n_I$		Anzahl der Pixel mit dem Grauwert I in einem Bild
$n_M$		Anzahl der Messobjekte
$p$		Anzahl der Objekte der Klasse P
$p_I$		Anteil der Pixel mit dem Grauwert I in einem Bild
$q$		Anzahl der Objekte der Klasse q
$s$		Anzahl der Stufen eines Versuchsplans
$t$	$s$	Zeit
$u$		Anzahl der Pixel eines Bildes (Breite)
$u_M$		Anzahl der erzeugten Partitionen eines Datensatzes durch einen Entscheidungsbaum
$v$		Anzahl der Pixel eines Bildes (Höhe)
$v_c$	$\frac{m}{s}$	Schallgeschwindigkeit ( $343,2 \frac{m}{s}$ )
$v_R$	$\frac{m}{s}$	Relativgeschwindigkeit des Objekts zur Kamera
$w$		Gewicht des Eingangs eines Neurons
$x$	$m$	Koordinate in Materialrichtung
$x_B$		variabler Index bzw. stöchiometrische Zahl in Reaktionsgleichungen
$x_S$	$m$	Koordinate des Schwerpunkts

## Einleitung

---

$y$	m	Koordinate in Querrichtung
$y_B$		variabler Index bzw. stöchiometrische Zahl in Reaktionsgleichungen
$y_s$	m	Koordinate des Schwerpunkts

### Griechische Buchstaben

Symbol	Einheit	Bedeutung
$\alpha$	°	Orientierung eines Objekts
$\gamma_{\max}$		maximaler Eigenwert der Gewichtungsmatrix (AHP)
$\delta$	°	Anstellwinkel der Beleuchtung
$\varepsilon$		Exzentrizität eines Objekts
$\theta$	°	halber Öffnungswinkel einer Linse
$\lambda$	m	Wellenlänge
$\mu_{p,q}$	$m^{p+q}$	zentrales Moment
$\pi$		Kreiszahl
$\sigma_B^2$		Interklassenvarianz
$\tau$	°	Anstellwinkel der Kamera

# 1 Einleitung

## 1.1 Ausgangssituation

Als dominierender Energiespeicher in Mobiltelefonen, tragbaren Computern und Tablet-PCs leisten Lithium-Ionen-Batterien (LIB) einen entscheidenden Beitrag zur Entwicklung und zum Marktwachstum der mobilen Kommunikations-, Informations- und Unterhaltungstechnik (DAHN & EHRLICH 2011, S. 26.1-26.2, KETTERER et al. 2009, S. 3, MÖLLER 2013, S. 3). Infolgedessen ist das jährliche Marktvolumen von LIB bereits zwischen den Jahren 2000 und 2011 von etwa 3 auf 9 Milliarden US-Dollar gewachsen (BERNHART & KRUGER 2012). Darüber hinaus wird die weitere Entwicklung der LIB-Technologie durch sog. Megatrends beeinflusst. Als Megatrends werden längerfristige Entwicklungen verstanden, aus denen mit einer hohen Eintrittswahrscheinlichkeit globale, nachhaltige Konsequenzen für die produzierende Industrie resultieren. Im Folgenden wird die künftige Entwicklung der LIB-Technologie durch Einflüsse hergeleitet, welche unter den Megatrends *Ressourcenverknappung*, *Klimawandel* und *Mobilität* subsummiert werden können (ABELE & REINHART 2011, S. 10-11).

Der stets wachsende Energiebedarf der Weltbevölkerung bei gleichzeitiger Abhängigkeit von fossilen Energieträgern wird zu einer Verknappung derselben führen und zu Veränderungen des Klimas beitragen. Dies wird durch das rapide Wirtschaftswachstum der Schwellenländer sowie den geplanten Ausstieg einiger Industriestaaten aus der Atomenergieerzeugung zusätzlich beschleunigt. Als Lösung ist eine höhere Energieerzeugung durch erneuerbare Quellen allgemein anerkannt (BRANDT 2013, S. 383), welche in Deutschland durch das Erneuerbare Energien Gesetz (EEG) gefördert wird. Demzufolge betrug der Anteil erneuerbarer Energien in Deutschland bereits Ende 2011 etwa 20 % am Energiemix (BDEW 2011). Zur bedarfsgerechten Bereitstellung der volatil erzeugten regenerativen Energien, wie z. B. Solar- oder Windenergie, sind Energiespeicher notwendig (POPP 2010, S. 5, RIEGEL 2013, S. 417). Aufgrund ihrer vorteilhaften Eigenschaften, wie einer hohen Speichereffizienz, hohen Lade- und Entladeraten, niedriger Selbstentladung sowie einer hohen Zyklenstabilität und kalendarischen Lebensdauer, können LIB hierbei eine entscheidende Rolle spielen (BRANDT 2013, S. 386, VETTER & ROHR 2014, S. 308).

Das individuelle Grundbedürfnis des Menschen nach Mobilität bewirkt eine Steigerung der Verkehrsleistung. Um hier eine Balance zur nachhaltigen Nut-

## 1 Einleitung

---

zung von Ressourcen sowie zur Schonung der Umwelt herzustellen und einem zu erwartenden Klimawandel entgegenzuwirken, ist neben konsequentem Downsizing von Verbrennungsmotoren auch die Etablierung alternativer Antriebskonzepte notwendig (ABELE & REINHART 2011, S. 22, LAMP 2013, S. 393). Aus der Forderung nach hohen Reichweiten, die bei reinen Elektrofahrzeugen (BEV) etwa 300 km betragen sollen, folgen hohe Energiedichten und hohe spezifische Energien der Speicher. Daher kommen bei Elektrofahrzeugen aktuell ausschließlich LIB zum Einsatz (BRANDT 2013, S. 384). Das hieraus resultierende zusätzliche Marktpotenzial kann aus den Absatzzahlen von Elektrofahrzeugen abgeleitet werden (siehe Abbildung 1). BERNHART & KRUGER (2012) rechnen bis zum Jahr 2020 mit einem jährlichen weltweiten Absatz von etwa 1 Million BEV, weiteren 2 Millionen Plug-In-Hybrid-Fahrzeugen (PHEV) sowie 8 Millionen Hybridfahrzeugen (HEV). Kurzfristig werden insbesondere letztgenannte signifikant zunehmen, da Original Equipment Manufacturer (OEM) der Automobilindustrie zunehmend höhere Emissionsstandards erfüllen müssen.

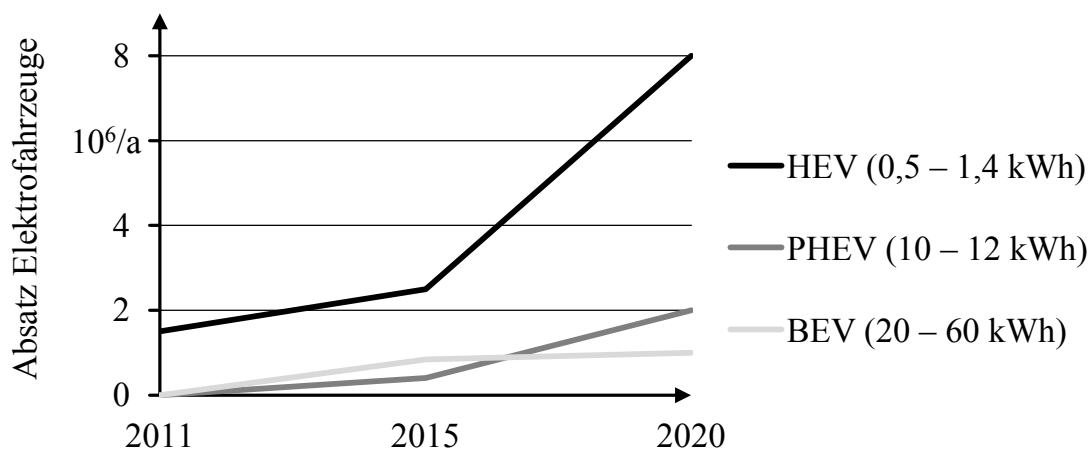


Abbildung 1: Entwicklung des Absatzes von Elektrofahrzeugen weltweit (BERNHART & KRUGER 2012)

Somit resultiert aus den beschriebenen Megatrends ein erhöhter Bedarf an Energiespeichern, welcher kurz- und mittelfristig durch die Anwendung von LIB in stationären Speichersystemen (BRANDT 2013, S.386, BRODD 2012, S. 287, VETTER & ROHR 2014, S. 308) sowie in Elektrofahrzeugen (BRANDT 2013, S. 384, DAHN & EHRLICH 2011, S. 26.2, KASSATLY 2010, S. 14) gedeckt werden muss. In Kombination mit dem weiteren Wachstum der mobilen Kommunikations-, Informations- und Unterhaltungstechnik wird prognostiziert, dass sich das Marktvolumen von LIB künftig im Fünfjahresrhythmus verdoppeln wird (BERNHART 2014, S. 554).

### 1.2 Motivation der Arbeit

Die Anwendung von LIB in Elektrofahrzeugen sowie in stationären Speichern bringt neben dem hohen Marktpotenzial auch neue Herausforderungen mit sich. Die hohen Energieinhalte der Batterien in den genannten Anwendungsfeldern erfordern eine Neubetrachtung der Qualitätsanforderungen. Die wichtigsten Aspekte sind hierbei die Sicherheit und die Zuverlässigkeit der Batterien (ANDERMAN 2011, ZHANG & RAMADASS 2010, S. 362).

Ein wesentliches Sicherheitselement einer Batteriezelle stellt der Batterieseparator dar (ZAGHIB et al. 2014, S. 444), der eine physische und elektrische Trennung der gegenüberliegenden Elektroden bewirkt. Diese flächigen, porösen Membranen verhindern einen Elektronenfluss in der Zelle und gewährleisten, in Verbindung mit der Elektrolytflüssigkeit, welche den Batterieseparator und Teile der Elektroden durchsetzt, den Ionentransport zwischen den Elektroden (ARORA & ZHANG 2004). Mit dem Wachstum des LIB-Marktes ist auch der Markt für Batterieseeparatoren jährlich um mehr als 10 % auf 450 Millionen  $\frac{\text{m}^2}{\text{a}}$  gewachsen (Stand: 2011) (EBWEIN 2012). Bei einem Anteil von etwa 11 % an den Zellkosten (ROLAND BERGER 2012) sowie einem durchschnittlichen Preis von  $2,5 \frac{\$}{\text{m}^2}$  resultiert daraus ein Marktvolumen von 1,125 Milliarden US-Dollar. Ein hohes zusätzliches Marktpotenzial lässt sich durch die neuen Anwendungsfelder von LIB ableiten. Zudem ist zur Herstellung einer BEV-Batterie eine Fläche von ca. 200 m<sup>2</sup> an Batterieseparator notwendig und damit ca. 400-mal mehr als für einen Laptop. Für stationäre Speicher sind teilweise noch höhere Mengen erforderlich (WEBER & ROTH 2013, S. 85).

Ein schadhafter Batterieseparator hingegen kann die Zellfunktion stören und im schlimmsten Fall zum thermischen Durchgehen und zum Brand der Zelle führen (FLEISCHHAMMER & DÖRING 2013, S. 286). Hinzu kommt eine meist kaskadenartige Ausweitung auf weitere Zellen. Darüber hinaus stehen Zellhersteller für alle Anwendungsfelder vor der Herausforderung, die Energiedichten von Batteriezellen weiter zu steigern, um damit die Zellkapazitäten zu erhöhen bzw. Batterievolumina oder -gewichte zu reduzieren. Hierzu müssen passive Materialien weitestgehend minimiert werden. In Bezug auf den Batterieseparator kann dieser Forderung nur über dünnere Materialien ( $< 25 \mu\text{m}$ ) nachgekommen werden (ARORA & ZHANG 2004, SANTHANAGOPALAN & ZHANG 2012, S. 8726, ZHANG 2007, ZHANG & RAMADASS 2010, S. 383). Um zu verhindern, dass dies zu einem geringeren Sicherheitsniveau führt, müssen Lithium-Ionen-Zellen (LIZ) spätestens am Ende der Montage auf Kurzschlüsse geprüft werden. Die Fertigung von

## 1 Einleitung

---

LIZ beinhaltet von der Pastenherstellung bis zur Versiegelung der Zellen jedoch etwa 15 verkettete Prozessschritte, deren Zwischenprodukte bei einem Defektfall in der Endprüfung verworfen werden müssen. Dies führte in der Vergangenheit zu Ausschussraten zwischen 10 und 60 % (DINGER et al. 2010). Daher ist es notwendig, die Qualität jedes Fertigungsschrittes für nachfolgende Schritte zu beherrschen bzw. abzusichern (NATIONALE PLATTFORM ELEKTROMOBILITÄT 2016, S. 22, PETTINGER 2013b, S. 259-260). Des Weiteren können sich interne Kurzschlüsse zu jedem Zeitpunkt im Lebenszyklus einer Batterie zeigen und zur zeitlich zufälligen Überhitzung, zur Feuerentwicklung oder zu Explosionen führen (WEBER & ROTH 2013, S. 86). Dies hat in den vergangenen Jahren zu vielbeachteten Rückrufaktionen bei tragbaren Rechnerbatterien, Flugzeugbatterien oder Batterien von Elektrofahrzeugen geführt (JOSSEN 2014, ZHANG et al. 2014, S. 410-411). In Bezug auf Batterieseparatoren bedeutet dies, dass deren Prüfung vor der Einschleusung in die Zellfertigung erfolgen muss. Ein lückenloses Erkennen von typischen Produktionsfehlern, wie Pinholes, Gelpartikel, Falten oder Kontaminationen, ist dabei aus wirtschaftlicher und insbesondere aus sicherheitstechnischer Sicht zwingend erforderlich (ARORA & ZHANG 2004, ZHANG & RAMADASS 2010, S. 387).

Im Hinblick auf ein Prüfverfahren ist zu beachten, dass die Eigenschaften von Batterieseparatoren immer an den jeweiligen Anwendungsfall (Zellchemie, Zelltyp) angepasst werden (ZHANG 2007). Hieraus resultiert eine hohe Variantenvielfalt in Bezug auf die Materialien, die Zusammensetzungen sowie die geometrischen und physischen Eigenschaften von Batterieseparatoren. Heutige konventionelle Systeme, basierend auf Zeilenkamasystemen aus der Glas- und Folieninspektion, sind nicht an diese Gegebenheiten angepasst und erfordern hohe manuelle Aufwände. Ferner sind manuelle Ansätze der Klassifikation nicht geeignet, eine Unterscheidung von Ungängen, d. h. Unregelmäßigkeiten im Prüfobjekt (STEEB 1997, S. 224), umzusetzen. Aufgrund der porösen Struktur von Batterieseparatoren ist jedoch eine Vielzahl an verschiedenartigen Ungängen zu erwarten (ARORA & ZHANG 2004, SANTHANAGOPALAN & ZHANG 2012, S. 8728). Davon stellt lediglich der kleinste Teil einen der erwähnten Produktionsfehler, wie bspw. einen Einschluss, dar. Weitaus häufiger treten sog. Inhomogenitäten auf, welche sich in einer Veränderung der optischen, nicht jedoch der physikalischen Eigenschaften des Materials äußern. Aufgrund des dadurch bestehenden unterschiedlichen Einflusses von Ungängen auf die Materialqualität ist gerade der Schritt der Klassifikation von zentraler Bedeutung für eine Prüfung von Batterieseparatoren. Dieser kann jedoch mit manueller Regelinduktion nicht beherrscht werden.

### 1.3 Zielsetzung der Arbeit

Die Entwicklung der Lithium-Ionen-Technologie sowie die dargestellte Motivation der vorliegenden Arbeit haben verdeutlicht, dass der Sicherheit von LIZ eine hohe Bedeutung beigemessen wird. Dies bedingt eine Prüfung von Batterieseparatoren, welche aus wirtschaftlicher Sicht vor der Einschleusung in den Zellherstellungsprozess stattfinden muss. Der Erfolg des Prüfverfahrens ist dabei maßgeblich abhängig von einer Unterscheidung, d. h. einer Klassifikation, auftretender Ungäenzen mit unterschiedlichem Einfluss auf die Materialqualität.

Als vielversprechender Ansatz zur Beherrschung der Komplexität der Klassifikationsaufgabe und zur Effizienzsteigerung des Prüfverfahrens erfolgt im Rahmen dieser Arbeit eine Verwendung von Knowledge Discovery in Databases (KDD)-Prozessen. Diese ermöglichen in Kombination mit Methoden des maschinellen Lernens eine automatisierte Extraktion unbekannter und potenziell nützlicher Informationen aus großen Datenbeständen (ALPAYDIN 2010, S. 3, FAYYAD et al. 1996c, PETERSOHN 2005, S.8). Darin begründen sich aktuelle Felder der Forschung, welche auf die vorausschauende Instandhaltung von Maschinen und Anlagen (Condition Monitoring, Predictive Maintenance) oder die im Rahmen der vorliegenden Arbeit fokussierte Vorhersage der Produktqualität (Predictive Quality Analytics) abzielen.

Das übergeordnete Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Entwicklung eines Verfahrens zur Klassifikation von Ungäenzen bei der Zerstörungsfreien Prüfung (ZfP) von Batterieseparatoren. Dieses Verfahren soll eine Beherrschung der vorliegenden Variantenvielfalt und der damit verbundenen spezifischen Ausprägungen der Materialeigenschaften von Batterieseparatoren ermöglichen. Hierzu muss eine Anpassung von Prüfparametern über ein intuitiv zu bedienendes Werkzeug durchgeführt werden können. Darüber hinaus beinhaltet das Verfahren eine heute noch nicht vorhandene Möglichkeit der automatisierten Extraktion von Objektmerkmalen von Ungäenzen, auf Basis derer eine Klassifikation von Ungäenzen erfolgt. Zur Erreichung des Gesamtziels ist, wie in Abbildung 2 dargestellt, ein zerstörungsfreies Prüfverfahren zu entwerfen sowie eine Methode zur Klassifikation zu erarbeiten.

Zum *Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens* werden in einem ersten Schritt die Anforderungen deduziert, welche aus den Eigenschaften von Batterieseparatoren, den technischen Rahmenbedingungen des Einsatzes des Verfahrens sowie den prozessbedingten Gegebenheiten der Klassifikation resultieren. Da wie beschrieben eine 100-Prozent-Prüfung des Materials erfolgen muss, ist als Ein-

# 1 Einleitung

---

schränkung die Zerstörungsfreiheit des Verfahrens vorauszusetzen. Darauf aufbauend kann anschließend eine geeignete *Klasse an zerstörungsfreien Prüfverfahren* abgeleitet werden. Für die weitere Gestaltung des Prüfverfahrens ist ferner eine detaillierte Betrachtung von Randbedingungen in Bezug auf das Prüfverfahren zu eruieren. Basierend auf der sich ergebenden Bandbreite kann schließlich die *Auswahl der Schritte des Prüfverfahrens*, einschließlich der Klassifikationsmethode unter Einbezug maschineller Lernverfahren, erfolgen.

Auf dieser Grundlage wird eine *Methode zur Klassifikation* von Ungängen in Batterieseparatoren erforscht. Über eine *Schnittstelle zum Prüfverfahren* ermöglicht die Methode die Parametrierung sowie die Implementierung von Klassifikationsmodellen. Ein Schwerpunkt ist dabei die *Anpassung vorhandener KDD-Prozesse an die Prüfung von Batterieseparatoren*, um automatisierte maschinelle Lernverfahren nutzbar zu machen. Hierdurch können die manuellen Aufwände auf ein Minimum reduziert werden.

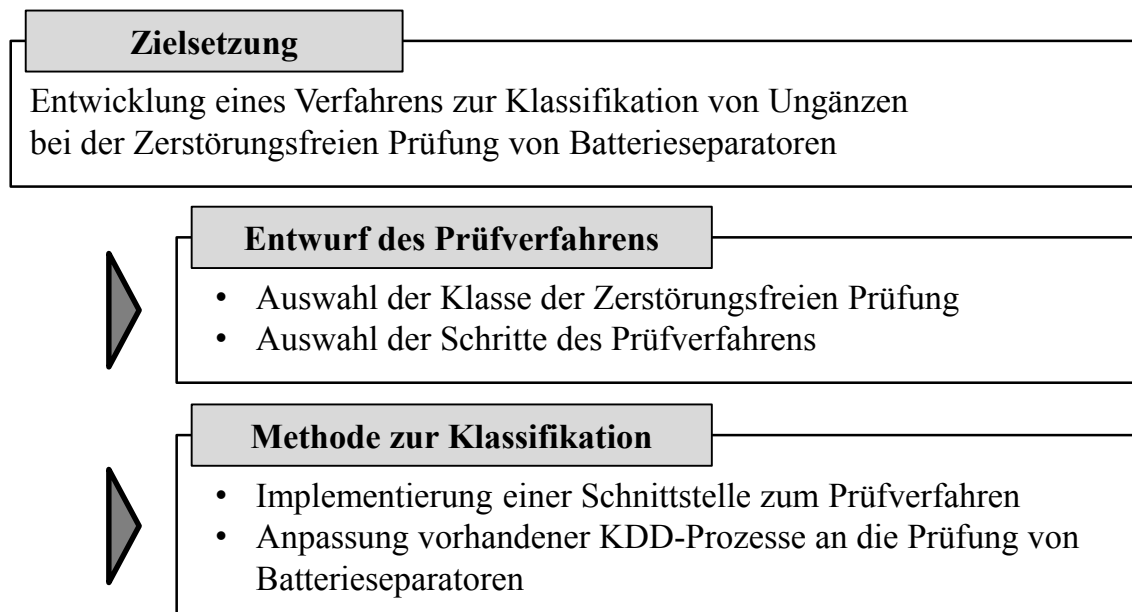


Abbildung 2: Zielsetzung der vorliegenden Arbeit

Durch die beschriebene Zielsetzung werden schließlich folgende Forschungsfragen beantwortet:

1. Welches Verfahren eignet sich zur ZfP von Batterieseparatoren?
2. Welche Randbedingungen müssen bei der Detektion von Ungängen in Batterieseparatoren berücksichtigt werden?
3. Wie kann das Verfahren an die Prüfaufgabe angepasst werden?
4. Wie können Merkmale von Ungängen für eine automatisierte Klassifikation ermittelt werden?



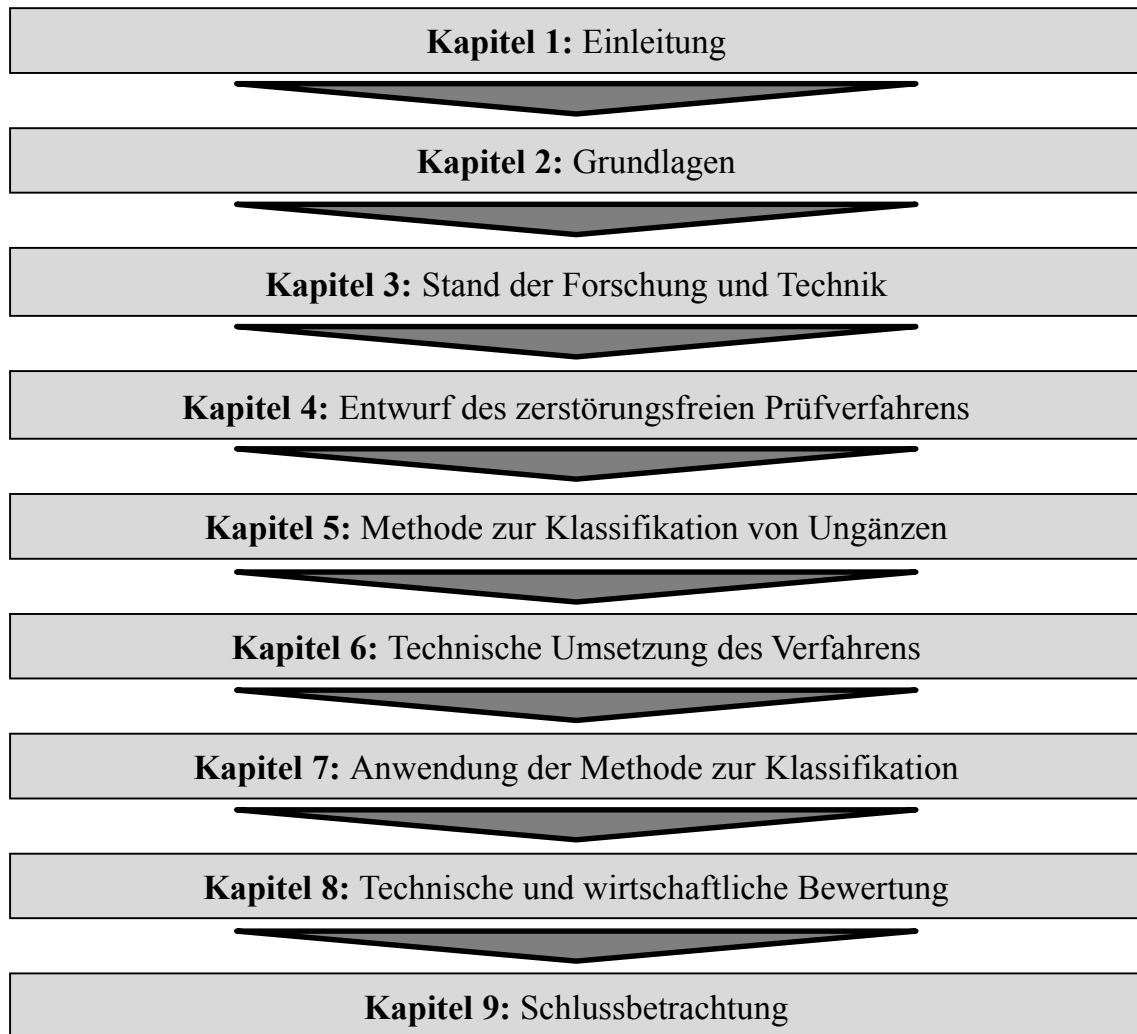
Insgesamt wird durch die vorliegende Arbeit eine Möglichkeit des Einsatzes von Methoden des maschinellen Lernens für die Klassifikation von Ungängen in Batterieseparatoren geschaffen. Das Verfahren liefert somit einen entscheidenden Beitrag zur Erhöhung der Sicherheit von LIZ. Des Weiteren werden durch die technische Umsetzung des zerstörungsfreien Prüfverfahrens sowie der Methode zur Klassifikation von Ungängen in einem Prototyp die Funktionsweise und die praktische Anwendbarkeit nachgewiesen.

### 1.4 Aufbau der Arbeit

Um die im vorherigen Abschnitt definierten Ziele zu erreichen, wurde für diese Arbeit eine Struktur gewählt, die neun inhaltliche Kapitel umfasst (vgl. Abbildung 3). Die vorangegangenen Abschnitte des ersten Kapitels umfassen die Erläuterung der gegenwärtigen Ausgangssituation hinsichtlich der Marktentwicklung von Batterieseparatoren und der damit verbundenen Herausforderungen sowie die Motivation und die daraus abgeleitete Zielsetzung für die vorliegende Arbeit. In *Kapitel 2* werden relevante Grundlagen zu LIZ, Batterieseparatoren, der ZfP, der Bildverarbeitung sowie der Klassifikation erläutert. Die Darstellung des für die vorliegende Arbeit relevanten Stands der Forschung und Technik und die Ableitung des Handlungsbedarfs erfolgen in *Kapitel 3*. Dies umfasst zunächst die Eigenschaften sowie Ansätze zur Prüfung von Batterieseparatoren und Bahnwaren im Allgemeinen (vgl. Abschnitt 3.4, S. 66). Im Mittelpunkt stehen die Methoden der Bildverarbeitung sowie der Klassifikation im Kontext des maschinellen Lernens. Basierend auf der Darstellung des Stands der Forschung und Technik werden in *Kapitel 4* die Anforderungen an die ZfP ausgearbeitet, die Randbedingungen analysiert sowie alle notwendigen Schritte des zerstörungsfreien Prüfverfahrens ausgewählt. Aufbauend auf diesem Entwurf der gesamten Datenverarbeitungskette wird in *Kapitel 5* eine Methode zur automatisierten Klassifikation von Ungängen in Batterieseparatoren unter Berücksichtigung von Expertenwissen vorgestellt. In *Kapitel 6* wird das Verfahren zur Klassifikation von Ungängen in Batterieseparatoren technisch umgesetzt. Basierend auf der Umsetzung wird in *Kapitel 7* die Methode zur Klassifikation von Ungängen in einem ausgewählten Anwendungsfall exemplarisch angewandt und ihre Funktionalität evaluiert. Anhand der gesammelten Erkenntnisse wird das Verfahren in *Kapitel 8* bewertet. Dies umfasst eine technische und wirtschaftliche Betrachtung der Nutzenpotentiale. Abschließend erfolgt in *Kapitel 9*, im Rahmen einer Schlussbetrachtung, die Zusammenfassung der Ergebnisse sowie ein Ausblick auf mögliche Weiterentwicklungen des vorgestellten Verfahrens.

# 1 Einleitung

---



*Abbildung 3: Aufbau der vorliegenden Arbeit*

## 2 Grundlagen

### 2.1 Übersicht

Im Anschluss an die erläuterte Ausgangssituation sowie der daraus abgeleiteten Motivation und Zielstellung folgt in diesem Kapitel die Darstellung der wissenschaftlichen Grundlagen im vorliegenden Kontext sowie die Definition der zentralen Begrifflichkeiten. Hierzu werden zunächst die Grundlagen zu LIZ sowie zu Batterieseparatoren erläutert (vgl. Abschnitte 2.2 und 2.3). Ziel ist es, ein Grundverständnis über die betrachteten Materialien sowie die Auswirkung vorhandener Ungängen zu schaffen. Demgegenüber erfolgt in Abschnitt 2.4 eine lösungsneutrale Darstellung zerstörungsfreier Prüfverfahren. Des Weiteren werden in Abschnitt 2.5 die für die vorliegende Arbeit relevanten Grundlagen der Bildverarbeitung dargestellt. Ferner werden in Abschnitt 2.6 die Grundlagen der Klassifikation im Kontext des maschinellen Lernens beschrieben.

### 2.2 Lithium-Ionen-Zellen

#### 2.2.1 Allgemeines und Begriffsdefinition

LINDEN & REDDY (2011, S. 1.3) definieren eine Batteriezelle als eine elementare Einheit, welche elektrische Energie durch direkte Umwandlung aus chemischer Energie bereitstellt. Der Begriff „Zelle“ wird zur Beschreibung von Komponenten einer Batterie und ihrer Chemie genutzt. Eine Batterie hingegen besteht aus einer oder mehreren Zellen, die in einer Weise seriell oder parallel verschaltet sind, sodass sie die entsprechende Spannung und Strom bereitstellen können (sowie ggf. aus weiteren Bestandteilen zur Steuerung und Überwachung) (LEUTHNER 2013, S. 15). Der Begriff „Batterie“ wird in der Literatur genau dann genutzt, wenn über ein Produkt gesprochen wird, das an einen Kunden verkauft wird (LINDEN & REDDY 2011, S. 1.3). Diese Abgrenzung der Begrifflichkeiten wird ebenfalls für den weiteren Verlauf der vorliegenden Arbeit verwendet. Aus den genannten Gründen in Abschnitt 1.1 fokussiert die vorliegende Arbeit LIZ. Diese gehören zur Klasse der Sekundärzellen (Akkumulatoren) (KETTERER et al. 2009, S. 3), welche nach Entladung in den ursprünglichen Zustand versetzt werden können, indem elektrischer Strom in gegensätzlicher Richtung zur Entladung appliziert wird (LINDEN & REDDY 2011, S. 1.5).

### 2.2.2 Funktion einer Lithium-Ionen-Zelle

Unabhängig vom Zelltyp, der in die Klassen zylindrische Zelle, Folienzelle (Pouchzelle) oder prismatische Zelle eingeteilt werden kann (KURFER et al. 2012), weisen LIZ den in Abbildung 4 dargestellten gleichen Grundaufbau auf (DAHN & EHRLICH 2011, S. 26.5, KETTERER et al. 2009, S. 4, LEUTHNER 2013, S. 15, VUORILEHTO 2013, S. 22). Zwei Elektroden, die jeweils aus einer Schicht Aktivmaterial (elektrochemisch umsetzbares Material) sowie einem Stromableiter bestehen, werden von einem Batterieseparator räumlich und elektrisch getrennt (KETTERER et al. 2009, S. 3). Die gegenüberliegenden Elektroden werden zusammen mit dem Batterieseparator als Zellkörper bezeichnet (PETTINGER 2013a, S. 225). Die negative Elektrode besteht aus einem Kupferableiter sowie einer Graphitbeschichtung und die positive Elektrode aus einem Aluminiumableiter sowie einer Lithium-Metall-Oxid-Beschichtung (DAHN & EHRLICH 2011, S. 26.4). Der Batterieseparator, welcher zumeist aus Polyolefinen besteht, ist ebenso wie die Aktivmaterialien der Elektroden von der Elektrolytflüssigkeit durchsetzt. Hierdurch entsteht eine ionisch leitende Verbindung zwischen den beiden Elektroden (KETTERER et al. 2009, S. 3).

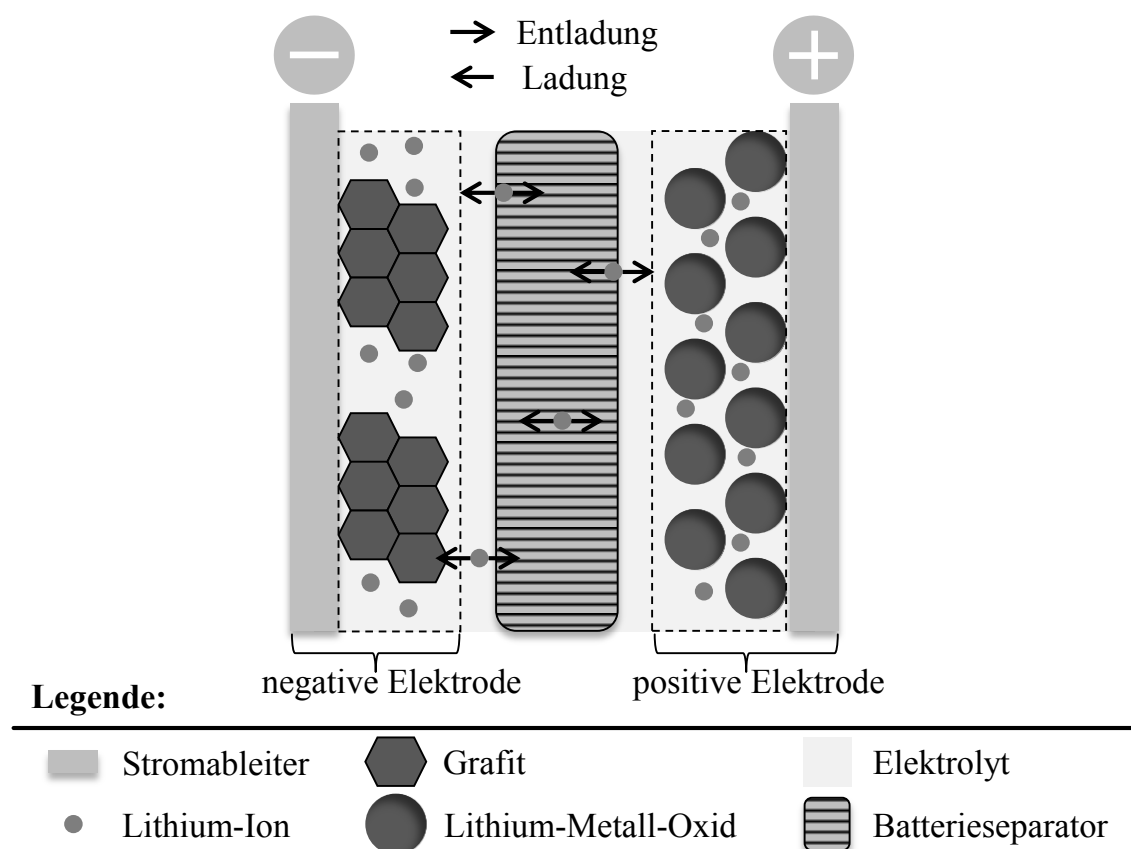
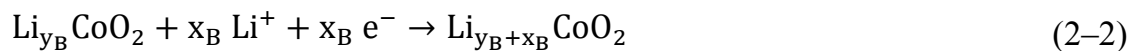


Abbildung 4: Grundlegender Aufbau einer LIZ (in Anlehnung an DAHN & EHRLICH (2011, S. 26.5))

Die Umwandlung chemischer in elektrische Energie und umgekehrt basiert bei LIZ auf der wiederholten Ein- bzw. Auslagerung von Lithium-Ionen in den Aktivmaterialien der Elektroden, ohne deren Struktur zu verändern (Interkalation bzw. Deinterkalation) (DAHN & EHRLICH 2011, S. 26.3-26.4). Hierbei findet an den Elektroden eine in zwei Halbreaktionen getrennte Redoxreaktion statt, welche in den folgenden Reaktionsgleichungen beispielhaft für das konventionelle positive Elektrodenmaterial Lithium-Kobaltoxid ( $\text{LiCoO}_2$ ) dargestellt ist. Dabei steht Li für ein Lithium-Atom, C für ein Kohlenstoff-Atom,  $\text{Li}^+$  für ein Lithium-Ion,  $e^-$  für ein Elektron sowie  $x_B$  und  $y_B$  für variable Indizes bzw. stöchiometrische Zahlen. Im Fall der Entladung fließt die bei der Oxidation an der negativen Elektrode frei werdende Menge an Elektronen  $x_B$  über einen externen Stromkreis (in Abbildung 4 nicht dargestellt) zur positiven Elektrode:



Diese Elektronen bewirken dort eine Reduktion zu Lithium-Kobaltoxid:



Beim Ladevorgang verläuft der Prozess in umgekehrter Richtung. Die Ladungsneutralität wird jeweils erhalten, indem eine entsprechende Menge  $x_B$  Lithium-Ionen durch den Batterieseparator fließt (JOSSEN & WEYDANZ 2006). Durch die beschriebenen Reaktionen wird die chemisch gespeicherte Energie einer LIZ freigesetzt, um Arbeit zu verrichten. Ist die Zellfunktion hingegen gestört, resultiert aus der gespeicherten Energie ein technisches Risiko. Jeder Kurzschluss der Elektroden führt zu einem sog. lokalen „hot spot“, der je nach Ausprägung zu einem Anstieg der Zelltemperatur oder zur thermischen Zersetzung von Zellkomponenten führen kann. Aufgrund der Freisetzung von Sauerstoff handelt es sich bei der Zersetzung der positiven Elektrode um eine autokatalytische Reaktion, welche nicht mehr gestoppt werden kann (ZHANG et al. 2013, S. 427). Dieser sich selbst beschleunigende Vorgang wird als thermisches Durchgehen bezeichnet (BROUSSELY 2009, S. 661, FLEISCHHAMMER & DÖRING 2013, S. 294, LAMP 2013, S. 403). Insgesamt kann eine Zelle beim thermischen Durchgehen – durch die thermische Umsetzung der Materialien – bis zum Zehnfachen der gespeicherten elektrischen Energie in Wärme umsetzen (STRINGFELLOW et al. 2010). Hinzu kommt eine meist kaskadenartige Ausweitung auf weitere Zellen. Die Ursachen für thermisches Durchgehen können sowohl externer Natur, wie elektrischer, thermischer und mechanischer Fehlgebrauch, als auch interner Natur, wie Verunreinigungen oder schadhafte Batterieseparatoren, sein (FLEISCHHAMMER & DÖRING 2013, S. 286).

### 2.2.3 Fertigung von Lithium-Ionen-Zellen

Die Fertigung von LIZ beinhaltet etwa 15 verkettete Einzelprozesse. Vereinfacht können diese nach PETTINGER (2013a) in fünf Schritte zusammengefasst werden (vgl. Abbildung 5).

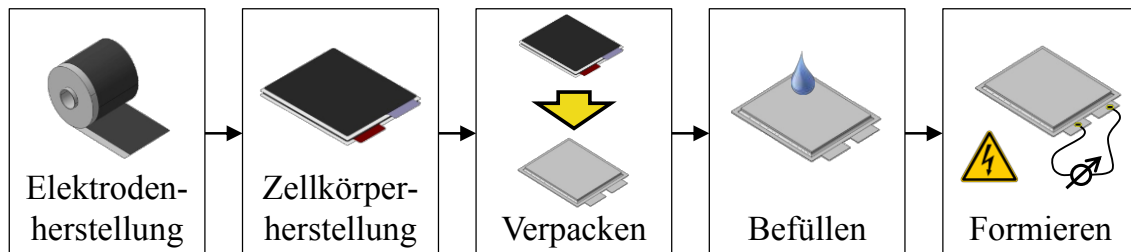


Abbildung 5: Prozesskette der LIZ-Fertigung

Zur Herstellung der Elektroden werden die Komponenten der Aktivmaterialien gemischt, als Paste dispergiert und auf die Ableiterfolien beschichtet. Diese Verbundfolien werden anschließend getrocknet, verdichtet sowie beschnitten. Die Herstellung des Batterieseparators ist nicht Teil der Prozesskette. Batterieseparatoren werden zugekauft und in der Zellkörperherstellung mit den Elektroden verarbeitet (PETTINGER 2013a, S. 222-223). Grundsätzlich können zur Herstellung des Zellkörpers Wickel- und Stapelverfahren unterschieden werden (BRODD & TAGAWA 2002, S. 276, PETTINGER 2013a, S. 225-228). Beim Stapeln werden die Materialien zunächst mittels Stanzen oder Laserstrahlschneiden aus den Bändern vereinzelt und anschließend gestapelt. Bei der Wickeltechnologie unterscheidet man zwischen dem Zusammenwickeln von Anoden- und Kathodenbändern getrennt durch zwei Schichten an Separatorbändern oder der Platzierung von vereinzelt Elektroden auf dem Separatorband mit anschließendem Wickeln. Bei Wickelvorgängen wird ein enger Kontakt mittels eines entsprechenden Wickelzugs erzeugt und die Zellkörper anschließend mit Klebeband fixiert. Durch die Verwendung entsprechender Wickelkerne können sowohl zylindrische als auch prismatische Zellkörper gewickelt werden (LANCIOTTI 2009, PETTINGER 2013a, S. 226-227). Die Geschwindigkeit der Wickelprozesse beträgt bis zu 18 m/min (PETTINGER 2014). Die Zellkörper werden im Folgenden in ein entsprechendes Gehäuse verpackt, welches mit Elektrolyt befüllt wird. In der abschließenden Formierung wird die LIZ erstmalig geladen. Dabei bilden sich essenzielle Deckschichten der Elektroden aus. Gleichzeitig findet in diesem Schritt die abschließende elektrische Qualitätskontrolle statt, in der das Zusammenwirken von Anode, Kathode und Separator charakterisiert werden kann (PETTINGER 2013a, S. 230).

## 2.3 Batterieseparatoren

### 2.3.1 Allgemeines und Begriffsdefinition

Batterieseparatoren sind flächige Membranen (vgl. Abbildung 6, li.), deren Hauptaufgabe es ist, den physischen Kontakt und damit einen elektrischen Kurzschluss der Elektroden zu verhindern. Zur gleichzeitigen Herstellung einer Ionenpermeabilität, die den Ladungsaustausch der Zelle ermöglicht, weisen die Materialien eine hohe Porosität auf (vgl. Abbildung 6, re.), die in der Zelle mit Elektrolytflüssigkeit durchsetzt ist (WEBER & ROTH 2013, S. 80).

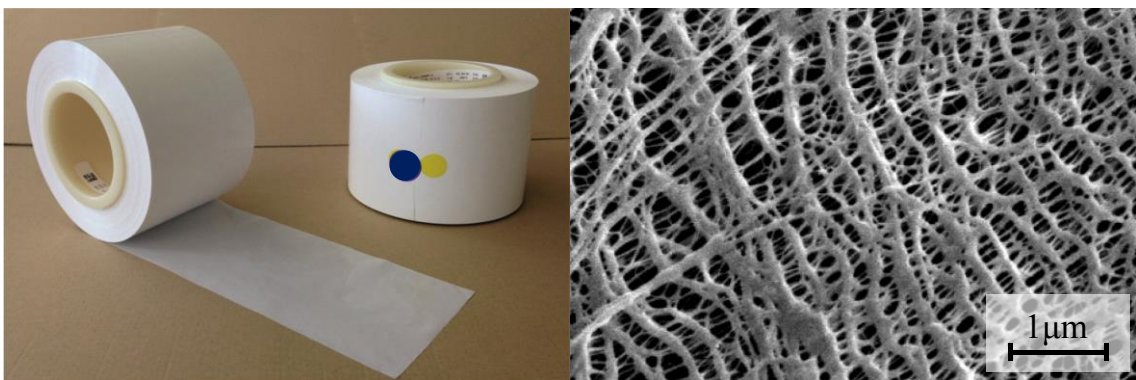


Abbildung 6: Beispiel eines Batterieseparators (li.) und REM-Aufnahme der Porenstruktur (re.) (Quelle: ARORA & ZHANG 2004)

Obwohl der Batterieseparator selbst nicht an der Zellreaktion teilnimmt, beeinflussen seine Struktur und Eigenschaften die Zelleistung, einschließlich der Energie- und Leistungsdichte, und die Sicherheit maßgeblich (ZAGHIB et al. 2014, S. 444, ZHANG 2007).

### 2.3.2 Materialtypen

Batterieseparatoren können anhand ihrer Struktur und Zusammensetzung in drei Gruppen eingeteilt werden: Vliesstoffe, mikroporöse Polymermembranen und anorganische Kompositmembranen (ARORA & ZHANG 2004, ZHANG 2007).

#### Vliesstoffe

Vliesstoffe zählen zu den textilen Produkten und werden aus einzelnen Fasern natürlichen oder synthetischen Ursprungs hergestellt. Ihre Herstellung erfolgt zweistufig. Zunächst wird mittels Schmelzblasen, Trocken- oder Nasslegen eine makroporöse Fasermatrix hergestellt. Anschließend wird eine Anbindung der

einzelnen Fasern durch thermische oder chemische Vorgänge erzeugt (ARORA & ZHANG 2004). In der vorliegenden Arbeit werden Vliesstoffe nicht weiter betrachtet, da sie sich für den Einsatz in LIZ nicht eignen. Gründe hierfür sind ihre offene Struktur, die Kurzschlüsse nicht effektiv verhindern kann, ihre raue Oberfläche sowie die ungleichmäßigen Materialdicken (ARORA & ZHANG 2004, SPOTNITZ 2011, S 706, ZAGHIB et al. 2014, S. 446, ZHANG 2007).

### **Mikroporöse Polymermembranen**

Mikroporöse Polymermembranen werden aus Polyethylen (PE) oder Polypropylen (PP) hergestellt und sind aktuell die am weitesten verbreiteten Batterieseparatoren in LIZ mit Flüssigelektrolyten. Die Gründe hierfür sind ihre mechanischen Eigenschaften und die chemische Stabilität bei geringen Herstellungskosten. Bei einer Variante dieses Batterieseparator-Typs, den Shutdown-Separatoren, werden mikroporöse Lagen durch Laminieren oder Koextrusion miteinander kombiniert. In der häufigsten Konfiguration PP/PE/PP schmilzt im Schadensfall bei höheren Temperaturen ab 135 °C die mittlere PE-Schicht und verschließt dabei die Poren, während die beiden PP-Schichten (Schmelzpunkt bei 165 °C) die mechanische Integrität bewahren (ARORA & ZHANG 2004, SPOTNITZ 2011, S. 705, ZHANG 2007).

### **Anorganische Kompositmembranen**

Zur Herstellung von anorganischen Kompositmembranen werden mikroporöse Membranen durch anorganische Partikel, wie bspw. Aluminiumoxid oder Zirkoniumdioxid, die mit fluorierten Polymeren auf der Oberfläche der Membranen fixiert werden, beschichtet (SPOTNITZ 2011, S. 706, WEBER & ROTH 2013, S. 87). Hierdurch werden die Eigenschaften der Einzelmaterialien vereint. Aufgrund der resultierenden hohen Festigkeiten und thermischen Stabilität sind diese Batterieseparatoren insbesondere für den Einsatz in Elektrofahrzeugen geeignet (ZHANG 2007, S. 359). Darüber hinaus wurden auch Vliesstoffseparatoren mit anorganischen Beschichtungen für den Einsatz in LIZ entwickelt (WEBER & ROTH 2013, S. 88-91, ZHANG 2007). Diese werden bisher aber nicht in nennenswertem Umfang eingesetzt (ZHANG & RAMADASS 2010, S. 382).

Im Fokus der vorliegenden Arbeit stehen deshalb mikroporöse Polymermembranen, die im Consumer-Bereich in Rohform sowie als Substratmaterial für anorganische Kompositmembranen eingesetzt werden.



### 2.3.3 Herstellungsprozesse

Die Herstellung von mikroporösen Batterieseparatoren erfolgt durch Extrusionsprozesse im Trocken- oder im Nassverfahren, welche im Folgenden beschrieben werden.

#### **Trockenverfahren**

Vereinfacht kann das Trockenverfahren in die drei Schritte Extrudieren, Tempern und Recken gegliedert werden. Im ersten Schritt wird Polymergranulat (PE oder PP) aufgeschmolzen und in eine uniaxial orientierte Schlauchfolie schmelzextrudiert. Der hierdurch hergestellte Precursor-Film weist eine kristalline Struktur mit in Reihe angeordneten Lamellen auf, wobei die Längsachse der Lamellen senkrecht zur Maschinenrichtung ist. Diese Struktur ist Voraussetzung für die Bildung der Mikroporen, da nur gestapelte Lamellen im späteren Reckprozess geöffnet werden können. Die Morphologie des Precursor-Films ist abhängig von den Prozessbedingungen sowie von den Eigenschaften der Schmelze. Zur weiteren Erhöhung der Kristallinität und zur Erleichterung der Bildung von Mikroporen im anschließenden Reckschritt werden die Filme im zweiten Schritt knapp unterhalb des Schmelzpunkts der verwendeten Polymere getempert. Dadurch können auch etwaige Eigenspannungen abgebaut werden. Im dritten und letzten Schritt werden die Filme kalt und warm gereckt, wodurch die Porosität der Membranen erzeugt wird. Dabei ist das Kaltrecken bei geringer Temperatur und schneller Reckgeschwindigkeit verantwortlich für die Porenstruktur, während das Warmrecken bei höherer Temperatur und geringerer Reckgeschwindigkeit für eine Vergrößerung der Mikroporen sorgt. Die Porosität der Membrane beruht somit auf der Morphologie des Precursor-Films sowie den Temper- und Reckbedingungen (BALDWIN 2009, WEBER & ROTH 2013, S. 82-83, ZHANG 2007).

#### **Nassverfahren**

Im Gegensatz zum Trockenverfahren wird beim Nassverfahren ein Polymerverbund hergestellt, welcher später analog zum Trockenprozess zu einer Folie extrudiert wird. Dieser besteht aus hoch- und ultrahochmolekularem Polyethylen, niedermolekularen Wachsen sowie Verarbeitungsadditiven. Im nächsten Produktionsschritt wird die Folie bidirektional gereckt und orientiert. Anschließend werden zur Erzeugung der Porenstruktur die niedermolekularen Wachse mit leichtflüchtigen Lösungsmitteln extrahiert. Durch das Ausrüsten des hydrophoben Batterieseparators an der Oberfläche kann die Befüllung mit einem Batterieelektrolyten verbessert und somit die Produktionszeit einer LIZ reduziert werden.

Im Vergleich zu Trockenmembranen weisen Nassmembranen eine geringere Anisotropie bezüglich ihrer Porenstruktur auf. Die positiven, wie auch negativen Eigenschaften der Nassmembranen unterscheiden sich jedoch kaum von denen der Trockenmembranen (BALDWIN 2009, WEBER & ROTH 2013, S. 84-85, ZHANG 2007). Aufgrund der etwa gleich guten Eigenschaften werden Batterieseparatoren für LIZ heute sowohl im Trocken- als auch im Nassverfahren hergestellt. Dabei beträgt der Marktanteil der Nassverfahren zu Trockenverfahren etwa zwei Drittel zu einem Drittel (WEBER & ROTH 2013, S. 85). Darüber hinaus existieren auch Mischformen, auf die hier nicht weiter eingegangen wird.

Beide Verfahren werden im industriellen Maßstab in Extrusionsanlagen mit Materialbreiten zwischen 3200 und 4500 mm sowie Geschwindigkeiten von etwa  $100 \frac{\text{m}}{\text{min}}$  umgesetzt (BRÜCKNER 2016). Die kontinuierlichen Materialbahnen werden letztlich in Längsrichtung auf das benötigte Zellformat geschnitten, aufgewickelt, verpackt und an Zellhersteller geliefert (ARORA & ZHANG 2004).

## 2.4 Zerstörungsfreie Prüfung

### 2.4.1 Allgemeines und Begriffsdefinition

Eine Prüfung ist nach DIN 1319, Teil 1 (1980) definiert als das „*Feststellen, inwieweit ein Prüfobjekt eine Forderung erfüllt*“. Wird diese Forderung nicht erfüllt, spricht man von einem Fehler (DIN EN ISO 9000 2005, S. 27). Im Gegensatz zum Messen, bei dem eine quantitative (bspw. geometrische) Messgröße mit einer Einheit verglichen wird (TUTSCH 2006, S. 202), trifft die Prüftechnik Aussagen über die Qualität des Prüflings. Forderungen, welche mit ZfP adressiert werden, umfassen in den meisten Fällen das Fehlen von Ungängen (BERGMANN & ZABLER 2006, S. 363). Der Begriff „*Ungänge*“ ist nach STEEB (1997, S. 224) definiert als „*eine Unregelmäßigkeit im Prüfobjekt, die mit einem Prüfverfahren aufgefunden wurde*“. Das Vorliegen einer Ungänge impliziert jedoch noch keine Aussage über die Qualität des Prüfobjekts. STEEB (1997, S. 224) ergänzt hierzu: „*Ob eine Ungänge tatsächlich ein Fehler ist, (...) muss anhand der Prüfvorschrift entschieden werden.*“ Einen wesentlichen Faktor stellt bei dieser Entscheidung die geometrische Ausdehnung der Ungänge dar.

Findet eine Prüfung in vollem Umfang statt, d. h. an allen Einheiten des Prüfloses, wird von einer 100-Prozent Prüfung gesprochen (DIN 55350, Teil 17 1988). Die Voraussetzung hierfür ist die Zerstörungsfreiheit des Prüfverfahrens. Bei

einer ZfP tritt nach SCHIEBOLD (2015, S. 1) zwar die „genutzte Energie in Wechselwirkung mit dem Material“, jedoch „ohne dass dadurch dessen Eigenschaften oder das vorgesehene Gebrauchsverhalten (Beanspruchungsart, -höhe und -dauer) unzumutbar beeinträchtigt werden“. Hierdurch ergibt sich bspw. die Möglichkeit, fehlerhafte Einheiten auszusortieren. Dieser Vorgang wird als Sortierprüfung bezeichnet. Hingegen wird von einer Klassierprüfung gesprochen, wenn die Prüfobjekte zur weiteren Verwendung – entsprechend den Ermittlungsergebnissen – zunächst in Klassen eingeteilt werden (DIN 55350, Teil 17 1988). In der vorliegenden Arbeit wird in der Folge ausschließlich die Durchführung einer Klassierprüfung auf Basis der Art vorliegender Ungängen betrachtet. Eine folgende Sortierprüfung kann analog zur genannten Definition einer Ungänge anhand einer Hersteller-spezifischen Prüfvorschrift erfolgen. Der beschriebene Zusammenhang ist in Abbildung 7 zusammenfassend dargestellt.

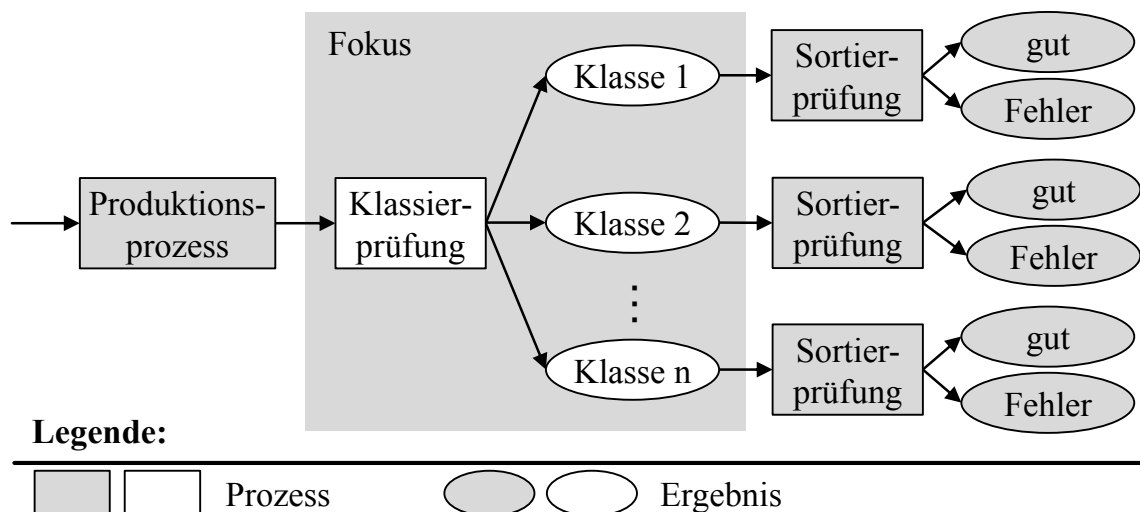


Abbildung 7: Klassier- und Sortierprüfung am Ende eines Produktionsprozesses

### 2.4.2 Verfahren der Zerstörungsfreien Prüfung

Die Umsetzung einer ZfP kann durch die Nutzung unterschiedlicher physikalischer Wirkprinzipien erfolgen. Die Summe der Einzelverfahren übersteigt den im Rahmen dieser Arbeit darstellbaren Umfang. Deshalb werden die Verfahren nach den von der ASNT (American Society for Nondestructive Testing) vorgeschlagenen Kriterien der Energiequelle, der Signalnatur, der Detektionsmethode, der Aufnahmemethode sowie der Interpretation der Resultate zu Klassen zusammengefasst (ZÄH et al. 2003). In Anlehnung an bereits in der Literatur vorhandene Taxonomien nach BARGEL (2012, S. 164), BERGER & KLOOS (2011, S. E30-31), BERGMANN & ZABLER (2006, S. 368-373), WEIBBACH et al. (2015, S. 554) und ZÄH et al. (2003) ergibt sich für die vorliegende Arbeit die in Abbildung 8 darge-

## 2 Grundlagen

---

stellte Taxonomie. Im Folgenden werden die darin aufgeführten Verfahrensklassen vorgestellt.

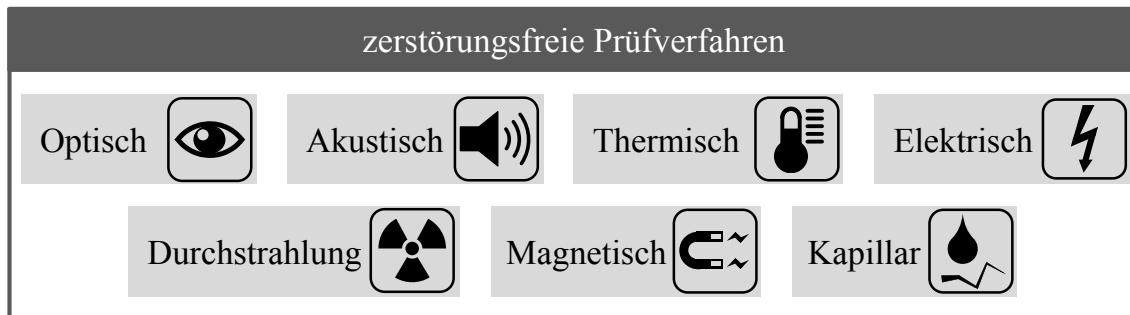


Abbildung 8: Taxonomie der zerstörungsfreien Prüfverfahren

### Optische Verfahren

Im Kontext der ZfP werden Verfahren nach dem optischen Messprinzip als Sichtprüfung bezeichnet (SCHIEBOLD 2015, S. 5). Nach DIN EN 1330, Teil 10 (2002) ist die Sichtprüfung als „zerstörungsfreies Prüfverfahren auf der Basis elektromagnetischer Strahlung im optischen Bereich“ definiert. Ferner kann nach dem Kriterium des Strahlengangs zwischen dem Auge des Prüfers und der Prüffläche die

- direkte Sichtprüfung mit einem nicht unterbrochenen Strahlengang und
- die indirekte Sichtprüfung mit einem unterbrochenen Strahlengang

unterschieden werden. Zur direkten Sichtprüfung zählt die Anwendung von Hilfsmitteln, wie Endoskopen oder Linsen. Des Weiteren inkludiert die indirekte Sichtprüfung die Anwendung von Fotografie, Videosystemen, automatischer Systeme und Robotern (DIN EN 13018 2001). Im Hinblick auf den vorliegenden Anwendungsfall überwiegen die Nachteile der direkten Sichtprüfung, insbesondere bzgl. der Auflösung und Geschwindigkeit (BEYERER 2012, S. 6). Für die folgende Arbeit wird unter optischer Prüfung deshalb die automatische Sichtprüfung mittels elektronischer Kameras unter Einbezug geeigneter Software zur Bildanalyse verstanden. Auf optische Verfahren wird im Rahmen der Bildverarbeitung in den Abschnitten 2.5 und 3.2 näher eingegangen.

### Akustische Verfahren

Unter akustischer Prüfung wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit der Einsatz von Ultraschall verstanden. Dieses Prüfverfahren beruht auf der Ausbreitung von Schallwellen im Frequenzbereich von 100 kHz bis 25 MHz im Prüfkörper. Unter Nutzung des piezoelektrischen Effekts werden die Schallwellen in einem Sender erzeugt und in einem Empfänger in elektrische Signale gewandelt (BERGER &

KLOOS 2011, S. E31, WEIBBACH et al. 2015, S. 557). Zur Ankopplung der Schallwellen in einen Prüfkörper muss entweder direkter Kontakt vorliegen oder ein Koppelmedium, wie Wasser oder Glyzerin, eingesetzt werden (WEIBBACH et al. 2015, S. 557). Die Anordnung von Sender und Empfänger ist sowohl auf der gleichen Seite zum Prüfkörper (Impuls-Echo-Technik) als auch auf gegenüberliegenden Seiten zum Prüfkörper (Transmissionsanordnung, Durchschallung) möglich. In beiden Fällen führen vorliegende Ungängen sowie geometrische Begrenzungen zu Reflexions- und Beugungseffekten (BERGMANN & ZABLER 2006, S. 381), welche eine Veränderung im Signal bewirken (BERGER & KLOOS 2011, S. E31). Zur Ermittlung der Ortsinformationen einer Ungänge wird die Laufzeit zwischen Impuls und Echo herangezogen (BARGEL 2012, S. 166, BERGMANN & ZABLER 2006, S. 381).

### **Thermische Verfahren**

Bei der Thermografie wird der Effekt genutzt, dass jede Oberfläche mit einer Temperatur oberhalb des absoluten Nullpunkts eine elektromagnetische Strahlung abgibt. Diese Wärmestrahlung wird mittels Wärmebildkameras erfasst (BEYERER 2012, S. 388). Nach der Anregungstechnik kann zwischen aktiver und passiver Thermografie unterschieden werden. Die passive Thermografie nutzt die durch Eigenstrahlung emittierte Wärmestrahlung eines Objekts. Demgegenüber wird bei der aktiven Thermografie der Prüfkörper durch Wärmeeinbringung energetisch angeregt (DIN 54190, Teil 1 2011). Dies kann bspw. durch optische Anregung mittels Leuchtdioden (LED), Laser, Blitzlampen, konvektiver Anregung mittels Heißluft, induktiver Anregung mittels Wirbelströmen oder mittels Ultraschall erfolgen (SIEMER 2010, S. 44-68). Von wesentlicher Bedeutung für die ZfP ist die Wärmefluss thermografie, bei der thermische Ausgleichsvorgänge am Prüfobjekt zeitlich aufgelöst aufgezeichnet werden. Hierdurch können Bauteile auf innere Ungängen untersucht werden, die sich in ihrer Wärmeleitfähigkeit vom defektfreien Material unterscheiden (BEYERER 2012, S. 389).

### **Elektrische Verfahren**

Bei elektrischen zerstörungsfreien Prüfverfahren werden in elektrisch leitenden Werkstoffen Wirbelströme induziert (WEIBBACH et al. 2015, S. 556). Zur Erzeugung des magnetischen Wechselfeldes wird eine wechselstromdurchflossene Spule verwendet. Als Empfänger dient ebenfalls eine Spule. Diese detektiert das aus dem induzierten Strom resultierende Magnetfeld, welches das Erregermagnetfeld überlagert (BERGER & KLOOS 2011, S. E31). Durch dieses sog. Wirbelstromverfahren können unter anderem Materialinhomogenitäten nachgewie-

sen werden, welche eine abweichende Überlagerung der Magnetfelder bewirken. Ungängen können folglich durch Kalibrierung an einem fehlerfreien Werkstück erkannt werden. Eine Aussage über die Art der Ungänge ist in der Regel nicht möglich (BARGEL 2012, S. 166). Für die Prüfung ist es erforderlich, dass der Empfänger möglichst nahe mit konstanter Geschwindigkeit am Werkstück vorbei geführt wird. Zum Teil werden die Sensoren auch in direkten Kontakt mit dem Werkstück gebracht, was wiederum zu Materialschäden (Abrieb) führt. Darüber hinaus ist die Eindringtiefe des Verfahrens durch die Feldverdrängung (Skineneffekt) begrenzt (BERGMANN & ZABLER 2006, S. 375).

### **Magnetische Verfahren**

Bei magnetischen Verfahren werden die Prüfkörper magnetisiert. Hierzu wird durch eine Spule eine Polmagnetisierung oder mittels Stromdurchflutung ein kreisförmiges Magnetfeld erzeugt (BARGEL 2012, S. 165). Aufgrund von Gefügeänderungen in der Nähe von Ungängen an oder dicht unter der Oberfläche entstehen Störungen im Magnetfeldaufbau, sodass die Kraftfeldlinien aus der Oberfläche des Werkstückes austreten (BERGER & KLOOS 2011, S. E31, ILSCHNER & SINGER 2010, S.416). Zur Detektion werden in den meisten Fällen Suspensionen aus Öl und frei beweglichem, ferromagnetischem Pulver benutzt. Die Partikel ordnen sich längs der austretenden Kraftlinien an, bleiben haften und kennzeichnen so enthaltene Ungängen (BARGEL 2012, S. 165). Um die Pulveransammlungen besser sichtbar zu machen, kann das Pulver mit einem fluoreszierenden Farbstoff angereichert und mittels UV-Licht analysiert werden. Bei starker Magnetisierung können Ungängen bis zu einer Tiefe von 8 mm detektiert werden (BERGER & KLOOS 2011, S. E31).

### **Durchstrahlungsverfahren**

Bei der Durchstrahlungsprüfung werden Prüfobjekte mittels energiereicher Strahlung beaufschlagt. Als Strahlungsquellen werden Röntgenröhren, Betatron-Geräte oder radioaktive Präparate, die Gammastrahlen aussenden, verwendet (BERGER & KLOOS 2011, S. E30-31). Die Strahlung reagiert beim Durchgang durch Materie auf verschiedene Weise. Zur ZfP werden vorwiegend Absorptionsunterschiede genutzt, die sich aus einer geringeren Schwächung der Strahlung an Ungängen ergeben als bei massivem Werkstoff (WEIßBACH et al. 2012, S. 559). Zur Detektion werden fotografische Verfahren sowie Röntgenbildverstärker und elektronische Bildaufzeichnung eingesetzt (BERGER & KLOOS 2011, S. E31). Mittels Durchstrahlung können auch Informationen zur Lage und Größe der Ungängen ermittelt werden. Der maßgebliche Vorteil ist die große Tiefen-

wirkung (ILSCHNER & SINGER 2012, S. 419). Zu beachten sind in Zusammenhang mit Durchstrahlungsverfahren immer zu ergreifende Maßnahmen zum Strahlenschutz (BARGEL 2012, S. 168).

### Kapillarverfahren

Bei Kapillarverfahren wird zur Detektion von oberflächlichen Ungängen, wie Rissen oder Poren, ein flüssiges, farbiges Eindringmittel auf das Bauteil aufgetragen (BERGER & KLOOS 2011, S. E31). Die Wirkung beruht auf dem Kapillareffekt von Flüssigkeiten, der bei engen Hohlräumen ein Eindringen bewirkt (BARGEL 2012, S. 165). Nicht eingedrungene Farbe kann anschließend entfernt werden. Hingegen wird das in Ungängen verbliebene Eindringmittel mittels einer saugfähigen Entwicklersubstanz sichtbar gemacht (BERGER & KLOOS 2011, S. E31). Alternativ werden fluoreszierende Eindringmittel mit UV-Licht sichtbar gemacht (BARGEL 2012, S. 165).

## 2.5 Bildverarbeitung

Die Bildverarbeitung umfasst einen mehrstufigen Prozess mit dem Ziel der Extraktion von Daten aus Bildern (JÄHNE 2012, S. 12). Die hierzu erforderlichen Verarbeitungsoperationen sind gut abgrenzbar und werden typischerweise, wie in Abbildung 9 gezeigt, als Kette dargestellt (BEYERER 2012, S. 13-14, JÄHNE 2012, S. 12-15, NAWRATH 2001, S. 9-13, NEUMANN 2005, S. 2-3).

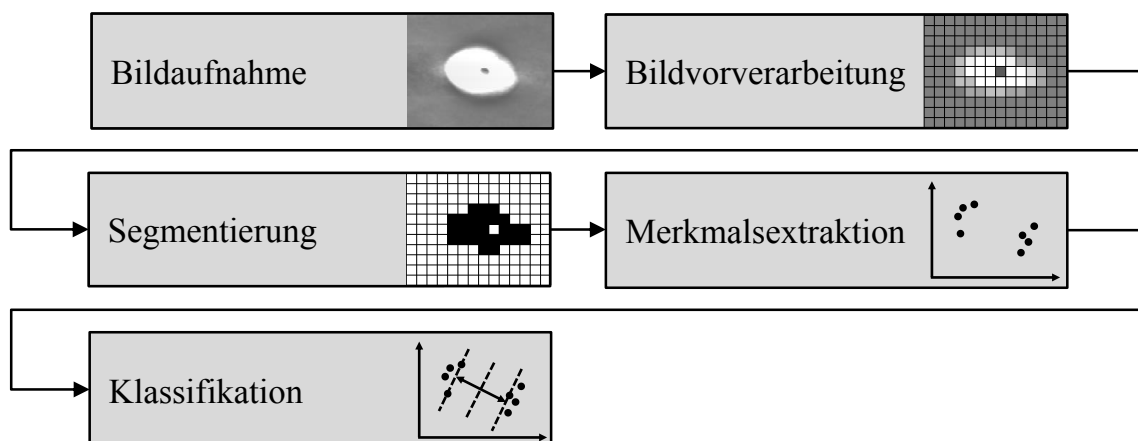


Abbildung 9: Bildverarbeitungskette (in Anlehnung an NEUMANN (2005, S. 2))

Die Basis der Bildverarbeitungskette bildet die *Bildaufnahme*, die auch die Objektbeleuchtung sowie die Umwandlung optischer Bilder in elektronisch verarbeitbare Signale umfasst. Das Ziel der anschließenden *Bildvorverarbeitung* ist die Bildverbesserung. Dazu gehören Operationen der Rauschfilterung, der Kon-

## 2 Grundlagen

---

trastverbesserung, der Korrektur inhomogener Beleuchtung sowie der Korrektur von Bildverzerrungen. Unter der *Segmentierung* ist die Zerlegung von Bildern in bedeutungstragende Teilbereiche, wie bspw. die Trennung eines Objekts vom Hintergrund, zu verstehen (BEYERER 2012, S. 639). Diese Bildinhalte werden in der *Merkmalsextraktion* anhand bestimmter ausgewählter Merkmale quantitativ charakterisiert. Merkmale werden von GEIGER & KOTTE (2007, S. 84) als „kennzeichnende Eigenschaften“ definiert. Hierzu gehören Bildinformationen, wie bspw. Flächen oder Helligkeiten. Diese Merkmale werden bei der abschließenden *Klassifikation* genutzt, um Objekte in vorgegebene Klassen zuzuordnen. Auf dieser Grundlage können schließlich nachgeschaltete Aktionen, wie z. B. das Aussortieren des Prüfbobjekts, abgeleitet werden (vgl. Abschnitt 2.4.1) (BEYERER 2012, S. 14, NEUMANN 2005, S. 3).

Zur Umsetzung der beschriebenen Bildverarbeitungskette bestehen Bildverarbeitungssysteme typischerweise aus mindestens einer Beleuchtung, einem Objektiv, einem Bildsensor, einer Signalverarbeitung, einer Datenübertragung sowie einem Computer mit Bildverarbeitungssoftware (vgl. Abbildung 10) (BERGMANN & ZABLER 2006, S. 287, NAWRATH 2001, S. 18-19, NEUMANN 2005, S. 5). Die von der Beleuchtung ausgesandte elektromagnetische Strahlung wird zunächst auf das Objekt gerichtet. Ein Teil dieses Lichts wird vom Objekt absorbiert und vorwiegend in Wärme umgewandelt (HAIST 2010, S. 67). Der in Richtung der Kamera reflektierte oder transmittierte Anteil kann für die Bildaufnahme genutzt werden. Das Objektiv sorgt dafür, dass das Bild formatfüllend auf dem Bildsensor abgebildet wird. Die elektromagnetische Strahlung wird durch den Bildsensor – entsprechend ihrer Intensitätsverteilung in der Bildebene – in ein elektronisches Signal umgewandelt (NAWRATH 2001, S. 19). Die aus der Konfiguration von Beleuchtung, Objekt, Objektiv und Bildsensor resultierende Bildaufnahme begründet die Leistungsfähigkeit des gesamten Bildverarbeitungssystems, da hier die Art und Qualität der Information festgelegt wird (BEYERER 2012, S. 13). Zur Datenübertragung an einen Computer stehen universelle Peripherie-Schnittstellen, wie bspw. USB, sowie Ethernet-Schnittstellen zur Verfügung (DEMANT et al. 2011, S. 251). In der Bildverarbeitungssoftware erfolgt schließlich die Bildverarbeitung analog zu der oben dargestellten Bildverarbeitungskette.



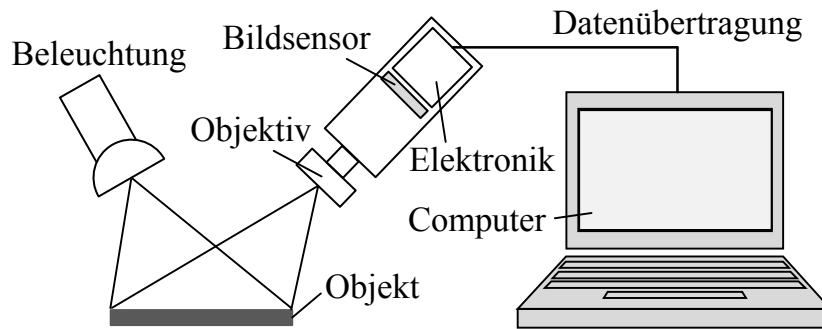


Abbildung 10: Komponenten eines Bildverarbeitungssystems (in Anlehnung an BERGMANN & ZABLER (2006, S. 287))

## 2.6 Klassifikation

DEMANT et al. (2011, S. 171) definieren Klassifikation als die „Zuordnung eines durch einen Satz von Merkmalen beschriebenen Objekts zu einer von mehreren vorgegebenen Klassen“. Übliche Ansätze zur Klassifikation umfassen die manuelle Aufnahme, Analyse und Interpretation von Daten durch Experten (FAYYAD et al. 1996a). In den letzten Jahren ist jedoch ein drastischer Anstieg der Komplexität von industriellen Problemstellungen sowie der generierten Datenmengen zu verzeichnen. Dabei stoßen mathematische und analytische Methoden sowie expertenbasierte Herangehensweisen der Datenauswertung und Interpretation an ihre Grenzen (SORG 2014). Speziell in der Bildverarbeitung haben einzelne Parameter einen entscheidenden Einfluss auf die Ergebnisse. Mittels Methoden des maschinellen Lernens können diese Parameter automatisch aus gegebenen Daten generiert werden (SÜBE & RODNER 2014, S. 449).

Das maschinelle Lernen ist ein Teilgebiet der künstlichen Intelligenz und beschäftigt sich mit der Generierung von Algorithmen, die aus Daten lernen, um Vorhersagen zu treffen (KOHAVI & PROVOST 1998). Das Ziel hierbei ist es, den funktionalen Zusammenhang zwischen Eingabe- und Ausgabedaten zu modellieren (SÜBE & RODNER 2014, S. 449). Hierfür können anhand der Art des Feedbacks an das lernende System grundsätzlich zwei Ansätze unterschieden werden:

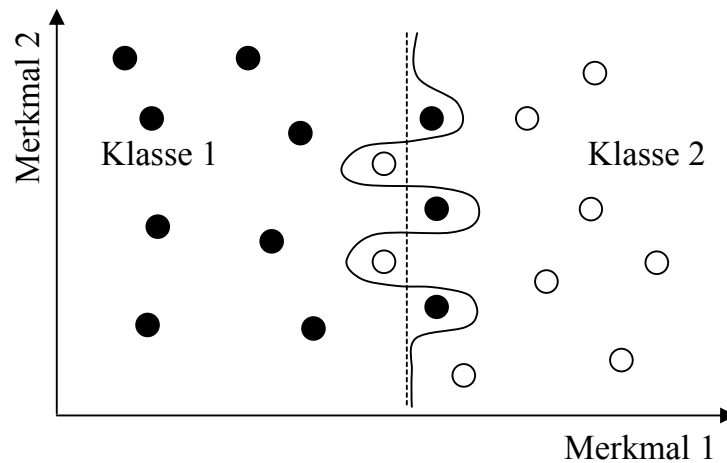
- Beim *unüberwachten Lernen* wird eine Funktionsmodellierung anhand unbeschrifteter Eingangsdaten durchgeführt. Man spricht auch von Lernen ohne „Lehrer“ bzw. Eingabedaten ohne vorgegebene Werte (ALPAYDIN 2010, S.11, KOHAVI & PROVOST 1998). Ein Beispiel hierfür ist das Clustering, bei dem Objekte mit ähnlichen Eigenschaften in Gruppen zusammengefasst werden (MIKUT & REISCHL 2011, MOHRI 2012, S. 7).

- Beim *überwachten Lernen* erfolgt die Funktionsmodellierung anhand beschrifteter Eingabedaten bzw. werden deren korrekte Werte durch einen „Lehrer“ vorgegeben (ALPAYDIN 2010, S. 11, BISHOP 2006). Neben der Regression, bei der den Objekten reelle Werte zugeordnet werden, zählt auch die in der vorliegenden Arbeit betrachtete Klassifikation, bei der den Objekten diskrete Ausgangswerte (Klassen) zugeordnet werden, zum überwachten Lernen (MIKUT & REISCHL 2011, MOHRI 2012, S. 7).

Die Aufgabe bei einer Klassifikation besteht also darin, eine Abbildung der Eingangsdaten auf die vorhandenen Klassen anhand bekannter Trainingsbeispiele zu erlernen und anschließend unbekannte Daten korrekt in diese Klassen einzuordnen (LEICHT 2013, S.18). Ausschlaggebend für die Zuordnung sind die in der Merkmalsextraktion ermittelten Merkmale. Werden diese ihrer Größe nach geordnet, so lässt sich ihr Wertebereich auf einer Koordinatenachse abbilden. Die Gesamtheit der extrahierten Merkmale spannt – geometrisch betrachtet – einen kartesischen Merkmalsraum auf. Jedes Objekt kann in diesem Raum durch einen Merkmalsvektor eindeutig beschrieben werden (NEUMANN 2005, S. 196). Eine Klassifikation kann also mathematisch als Abbildung aus einem Merkmalsraum in einen Klassenraum aufgefasst werden (DEMANT et al. 2011, S. 172). Das Vorgehen bei einer Klassifikation gliedert sich in eine Trainingsphase, in der das Klassifikationsmodell erstellt wird, und die Klassifikationsphase, in der anhand des Modells ungesehene Objekte den Klassen zugewiesen werden (ERHARDT 2008, S. 213).

### **Erstellung von Klassifikationsmodellen**

Die Zielsetzung bei der Modellgenerierung kann am besten anhand des Bias-Varianz-Dilemmas beschrieben werden. Der Bias ist dabei der Fehler bei der Modellierung, wohingegen die Varianz den Fehler in Bezug auf die Vorhersagegenauigkeit beschreibt (DOMINGOS 2000). Idealerweise soll das Klassifikationsmodell sowohl möglichst an die Trainingsdaten angepasst sein (niedriger Bias) als auch gleichzeitig gute Vorhersagen bezüglich ungesehener Daten (Testdaten) treffen (niedrige Varianz bzw. hohe Generalisierungsfähigkeit). Ein niedriger Bias folgt in vielen Fällen aus einer Überanpassung an die Trainingsdaten und zieht eine hohe Varianz nach sich. Eine solche Überanpassung ist durch die nicht-lineare Trennung in Abbildung 11 verdeutlicht. In diesen Fällen wird das Rauschen der Trainingsdaten, d. h. zufällige Muster, welche die eigentlichen Muster überlagern, mit modelliert. Ein hoher Bias, wie anhand der linearen Trennung gezeigt, deutet dagegen auf eine Unteranpassung hin. Dies kann ebenfalls eine hohe Varianz bewirken (SÜBE & RODNER 2014, S. 455).



**Legende:**

- Objekt der Klasse 1      - - - - - lineare Klassentrennung
- Objekt der Klasse 2      ——— nicht-lineare Klassentrennung

Abbildung 11: Beispiel zum Bias-Varianz-Dilemma (in Anlehnung an SÜßE & RODNER (2014, S. 455))

### Bewertung der Klassifikationsgüte

In der Klassifikationsphase findet anhand des generierten Modells schließlich die Zuordnung ungesehener Objekte zu den Klassen statt (ERHARDT 2008, S. 214). Hierbei kann erst die eigentliche Güte des Modells bestimmt werden, d. h. die Varianz bzw. die Vorhersagegenauigkeit gemessen werden. Dies geschieht anhand eines Testdatensatzes, der vom Trainingsdatensatz unabhängig sein muss (RUSSEL & NORVIG 2010, S. 695). Für die Bewertung von Klassifikationsmodellen existieren verschiedene Kennzahlen, die sich anhand der Konfusionsmatrix bestimmen lassen (KROSCHEL et al. 2011, S. 217). Eine Konfusionsmatrix für eine binäre Klassifikation ist in Tabelle 1 dargestellt. Darin ist die tatsächliche Klasse der Objekte (positiv oder negativ) spaltenweise und die durch das Klassifikationsmodell ermittelte Klasse der Objekte (positiv oder negativ) zeilenweise aufgetragen. Die Einträge der Matrix enthalten schließlich die Anzahl der Objekte mit den vier Testergebnissen richtig positiv (RP), falsch positiv (FP), falsch negativ (FN) sowie richtig negativ (RN).

Tabelle 1: Binäre Konfusionsmatrix

		Tatsächliche Klasse	
		positiv	negativ
Klassifikations- ergebnis	positiv	richtig positiv (RP)	falsch positiv (FP)
	negativ	falsch negativ (FN)	richtig negativ (RN)

## 2 Grundlagen

Bei der im Hinblick auf die vorliegende Arbeit durchgeführten Mehrklassen-Klassifikation ergibt sich die Konfusionsmatrix aus der Gegenüberstellung der verwendeten Klassen (siehe Tabelle 2). Die Definition der Testergebnisse ist abhängig von der betrachteten Klasse (für Klasse 1 dargestellt). Ferner existieren in der Matrix keine „richtig negativ“-Einträge.

Tabelle 2: Konfusionsmatrix bei einer Mehrklassen-Klassifikation

		Tatsächliche Klasse			
		Klasse 1	Klasse 2	...	Klasse n
Klassifikations- ergebnis	Klasse 1	richtig positiv (RP)	falsch positiv (FP)	...	falsch positiv (FP)
	Klasse 2	falsch negativ (FN)			
	...	...			
	Klasse n	falsch negativ (FN)			

Nach SOKOLOVA & LAPALME (2008) können zur Bewertung der Modellgüte im Mehrklassenfall die Vertrauenswahrscheinlichkeit, die Sensitivität sowie die Präzision herangezogen werden. Die Vertrauenswahrscheinlichkeit  $V$  bezieht sich auf die im gesamten Datensatz richtig klassifizierte Objekte:

$$V = \frac{\text{richtig klassifizierte Objekte}}{\text{alle Objekte des Datensatzes}} = \frac{RP}{RP + FP + FN} \quad (2-3)$$

Hingegen beschreibt die Sensitivität  $S$  die Genauigkeit hinsichtlich eines Fehlers erster Art (der betrachteten Klasse zugehöriges Objekt wird fälschlicherweise einer anderen Klasse zugeordnet):

$$S = \frac{RP}{RP + FN} \quad (2-4)$$

Wiederum bezieht sich die Präzision  $P$  auf die Genauigkeit hinsichtlich eines Fehlers zweiter Art (einer anderen Klasse zugehöriges Objekt wird fälschlicherweise der betrachteten Klasse zugeordnet):

$$P = \frac{RP}{RP + FP} \quad (2-5)$$

Darüber hinaus können diese grundlegenden Kennzahlen zu verschiedenen weiteren Kennzahlen kombiniert werden. Diese haben im Hinblick auf die vorliegende Arbeit keine Relevanz, da hierdurch keine individuellen Gewichtungen einzelner Objektklassen berücksichtigt werden können.

## 3 Stand der Forschung und Technik

### 3.1 Übersicht

Im vorhergehenden Kapitel wurden die Grundlagen in Bezug auf Batterieseparatoren sowie der ZfP erläutert. Auf dieser Basis wird im Folgenden der für die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit relevante Stand der Forschung und Technik untersucht. Hierfür erfolgt in Abschnitt 3.2 eine Betrachtung der Methoden der Bildverarbeitung entlang der gesamten Bildverarbeitungskette. Im Abschnitt 3.3 werden maßgebliche Eigenschaften von Batterieseparatoren sowie deren Absicherung durch Prüftechniken vorgestellt. Ferner werden die bestehenden Ansätze zur optischen Prüfung der Fehlerfreiheit beschrieben. Diese Betrachtungen werden in Abschnitt 3.4 um aktuelle Ansätze der Prüfung von Bahnwaren erweitert. Schließlich wird der Stand der Forschung und Technik in Abschnitt 3.5 zusammengefasst und der Handlungsbedarf für die vorliegende Arbeit abgeleitet.

### 3.2 Methoden der Bildverarbeitung

#### 3.2.1 Bildaufnahme

Wie bereits in Abschnitt 2.5 aufgezeigt, begründet die Bildaufnahme durch das Zusammenspiel von Beleuchtung, Objektiv und Bildsensor die Leistungsfähigkeit der gesamten Bildverarbeitungskette. Die Auslegung dieser Konfiguration wird im Folgenden betrachtet.

##### **Beleuchtung**

Ziel der Beleuchtung ist es, dem Bildverarbeitungssystem ein Bild mit optimalem Objektkontrast bereitzustellen (ERHARDT 2008, S. 21). Information, die hier nicht erfasst wird, lässt sich in den nachfolgenden Bildverarbeitungsschritten nicht immer wiedergewinnen (BEYERER 2012, S. 13). Oft gehen damit auch Nachteile in der Verarbeitungszeit, den Entwicklungskosten oder der Bildqualität einher (HERMES 2007, S. 33).

Als Lichtquellen werden LEDs, Laser, Leuchtstoffröhren oder Halogenlampen eingesetzt. LEDs sind aufgrund ihrer hohen Lebensdauer, der geringen Wärmeentwicklung, der Monochromasie, geometrischen Variationsmöglichkeiten sowie der Möglichkeit von geschalteter Beleuchtung (Stroboskopeinsatz) die heute am

### 3 Stand der Forschung und Technik

---

häufigsten eingesetzten Lichtquellen in der industriellen Bildverarbeitung (DE-MANT et al. 2011, S. 284, ERHARDT 2008, S. 23). Die wesentlichen Faktoren bei der Gestaltung von LED-Beleuchtungskonzepten sind die Helligkeit, die Wellenlänge sowie die Anordnung der Lichtquellen in Bezug auf den Bildsensor und das Prüfobjekt (HERMES 2007).

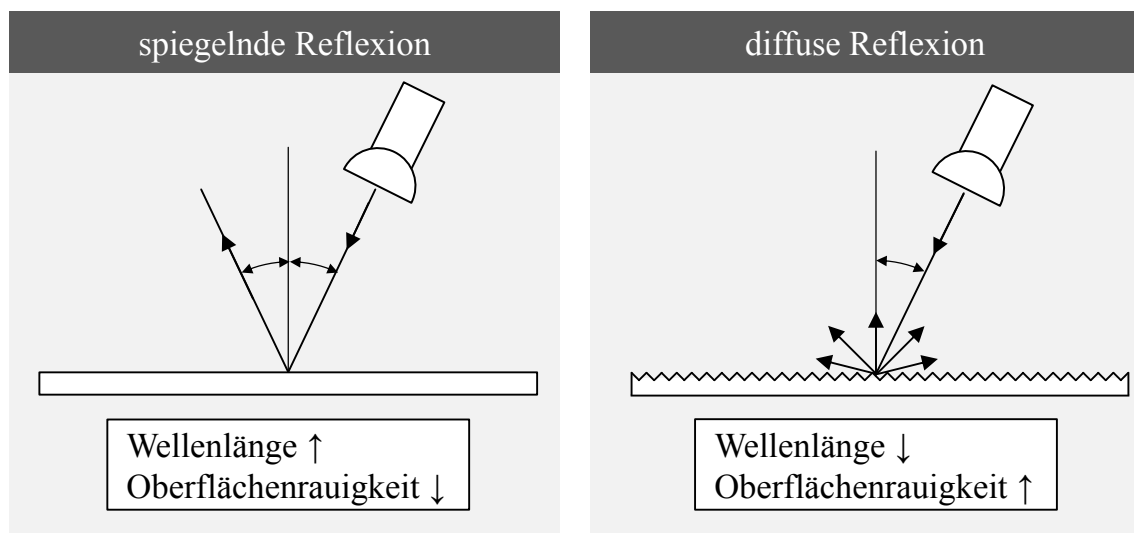
Zur Bewertung der Helligkeit von LEDs wird als fotometrische Größe üblicherweise die Lichtstärke herangezogen. Sie gibt an, wie sich der von einer Lichtquelle abgegebene Lichtstrom, d. h. die Leistung des sichtbaren Lichts, auf die verschiedenen Raumwinkel verteilt (RYER 1997, TÜMMEL 1973, S. 7). Für konstante Lichtstärken pro Raumwinkel ergibt sich der Lichtstrom also aus dem Produkt von Lichtstärke und Raumwinkel (KEITZ 1967, S. 25). Wird dieser auf eine Flächeneinheit bezogen, spricht man von der Beleuchtungsstärke (VDI/VDE 2632, Blatt 1 2008). In der industriellen Bildverarbeitung ist das sichtbare Licht lediglich als Teil des Spektrums elektromagnetischer Strahlung zu betrachten. Die Intensität von LEDs wird daher ebenfalls in der radiometrischen Größe der Strahlungsleistung in Watt (SCHREIBER & PISKE 2013) oder der Bestrahlungsstärke (Strahlungsfluss pro Flächeneinheit) angegeben (VDI/VDE 2632, Blatt 1 2008).

Darüber hinaus hat die Wellenlänge des Lichts entscheidenden Einfluss auf die Interaktion von Licht und Materie und damit auf den Kontrast von Prüfobjekten. Farbige Objekte weisen eine hohe Absorption auf, wenn Licht der Komplementärfarbe auf sie trifft und erscheinen daher dunkel. Objekte, die mit Licht einer ähnlichen Farbe beleuchtet werden, erscheinen aufgrund der hohen Reflexion dagegen hell (BEYERER 2012, S. 81, PERROT 2005). Diese Unterschiede können bei der Bildaufnahme genutzt werden, um einen möglichst hohen Kontrast zwischen Objekten im Bild zu generieren. Hinsichtlich der Reflexionseigenschaften unterscheidet man ferner zwischen spiegelnder und diffuser Reflexion, wobei sich ein diffuser Charakter, wie in Abbildung 12 dargestellt, bei einer hohen Oberflächenrauigkeit des Objekts und bei größeren Wellenlängen des Lichts ergibt (HERWIG & MOSCHALLSKI 2006, S. 162). Eine diffuse Reflexion ist für die Bildaufnahme nachteilig, weil weniger Licht in definierter Richtung reflektiert wird. Daher wird, insbesondere bei rauen Oberflächen, Licht größerer Wellenlänge verwendet. Des Weiteren hat die Wellenlänge einen entscheidenden Einfluss auf die mögliche Auflösung bei der Bildaufnahme, d. h. der Fähigkeit zwei nahebenachbarte Objektpunkte getrennt abzubilden (ZINTH & ZINTH 2011, S. 203). Diese wird durch die Beugung des Lichts begrenzt. Zur Bestimmung der

minimalen Auflösung abbildender Geräte kann das Abbe-Kriterium angewandt werden (LIPSON et al. 1995, S. 340):

$$A_O = \frac{\lambda}{2n_B \sin \theta} \quad (3-1)$$

Dabei steht  $A_O$  für die erzielbare minimale Auflösung,  $\lambda$  für die Wellenlänge des verwendeten Lichts,  $n_B$  für den Brechungsindex und  $\theta$  für den halben Öffnungswinkel der Linse des Objektivs. Nimmt man für die numerische Apertur ( $n_B \sin \theta$ ) einen Wert von 1 an, ergibt sich der Zusammenhang, dass die Auflösung minimal der halben Wellenlänge des verwendeten Lichts entsprechen kann. Für eine niedrige Auflösung ist also eine kleine Wellenlänge förderlich. Des Weiteren muss die Wellenlänge des Lichts mit der spektralen Empfindlichkeit des Bildsensors abgestimmt sein (SCHREIBER & PISKE 2013).



**Legende:**

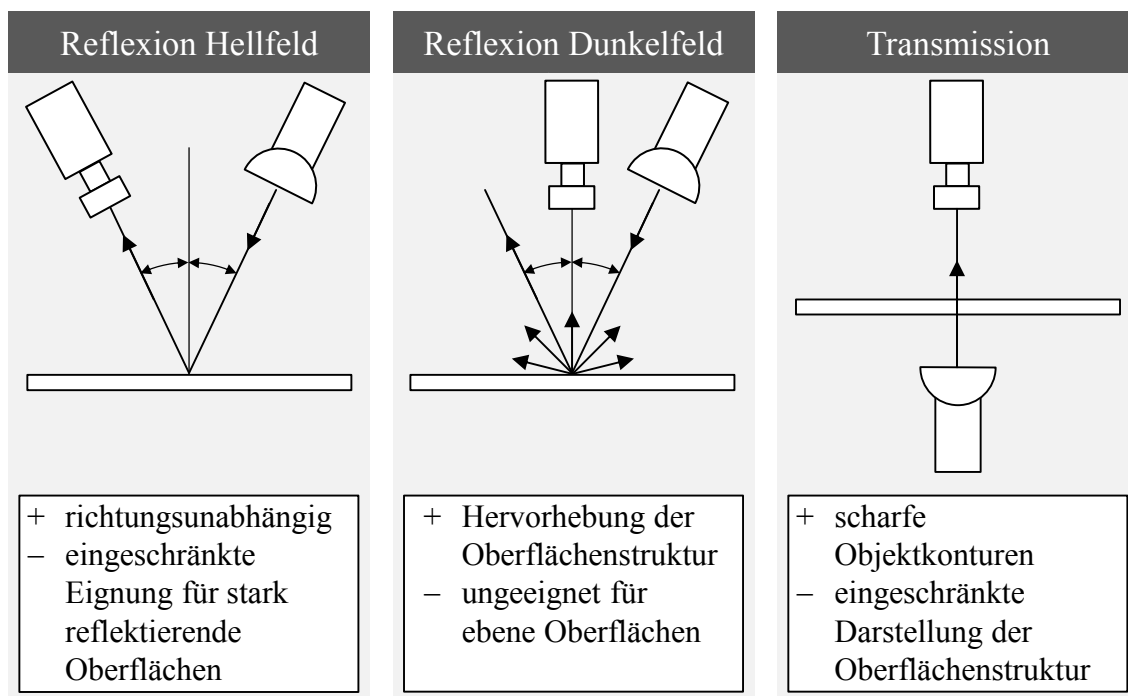
☐ Lichtquelle    → Lichtstrahl    ☐ Objektoberfläche

*Abbildung 12: Reflexionsverhalten in Abhängigkeit der Wellenlänge und der Oberflächenrauigkeit (in Anlehnung an HERWIG & MOSCHALLSKI (2006, S. 162))*

Maßgeblich für die Bildaufnahme ist darüber hinaus die Beleuchtungsanordnung. Hierbei können nach der Positionierung von Kamera und Beleuchtung die grundsätzlichen Anordnungen Auflicht (Reflexion) und Durchlicht (Transmission) unterschieden werden. Bei einer Reflexionsbeleuchtung befinden sich Beleuchtung und Kamera relativ zum Objekt auf der gleichen Seite. Hierbei kann ferner zwischen einer Hellfeld- und einer Dunkelfeldanordnung unterschieden werden. Bei einer Reflexionsbeleuchtung im Hellfeld (RH) wird die Kamera im theoretischen

### 3 Stand der Forschung und Technik

schen Ausfallswinkel des Lichtstroms positioniert. Es entsteht ein helles Bild, in dem sich Unregelmäßigkeiten der Objektoberfläche dunkel abzeichnen. Bei dieser Anordnung besteht eine hohe Lichtausbeute, die bei starker Reflexion auch zu einer Überstrahlung des Bildes führen kann. Bei Reflexionsbeleuchtungen im Dunkelfeld (RD) wird die Kamera außerhalb der direkten Reflexionsrichtung des Lichtstroms platziert. Von der Kamera wird daher nur der gestreute Anteil des Lichtstroms erfasst. Glatte Oberflächen erscheinen hierdurch dunkel. Hingegen erscheinen Unregelmäßigkeiten der Objektoberfläche hell. Bei einer Anordnung der Beleuchtung mit Einfallswinkeln von annähernd  $90^\circ$ , der sog. Streiflichtbeleuchtung, werden Oberflächenstrukturen besonders kontrastreich abgebildet (BEYERER 2012, S. 293-294, DEMANT et al. 2011, S. 287-288). Bei der Transmissionsbeleuchtung (T) hingegen befindet sich das Objekt zwischen Beleuchtung und Kamera. Hierdurch zeichnen sich bei intransparenten Objekten die Konturen mit hohem Kontrast ab (NEUMANN 2005, S. 319). Bei transparenten Objekten resultiert ein helles Bild, in dem sich Unregelmäßigkeiten an der Oberfläche oder im Inneren dunkel abzeichnen. Die verschiedenen genannten Beleuchtungsarten und ihre Eigenschaften sind in Abbildung 13 dargestellt.



#### Legende:

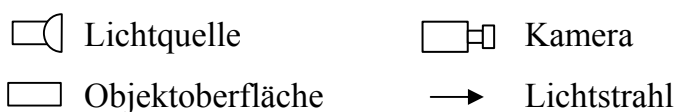


Abbildung 13: Darstellung verschiedener Beleuchtungsanordnungen (in Anlehnung an HERMES (2007, S. 35))



Zur Vermeidung von Schatten oder starken Reflexionen können die genannten Beleuchtungsarten auch diffus ausgeführt sein. Dabei wird die Lichtquelle mit einer Streuscheibe, einem halbtransparenten Kunststoff- oder Glaskörper, abgedeckt. Das Licht trifft anschließend gleichmäßig auf das Objekt (DEMANT et al. 2011, S. 286, NEUMANN 2005, S. 6).

### Objektiv

Wie bereits in Abschnitt 2.5 erläutert, ist die Aufgabe des Objektivs eines Bildverarbeitungssystems, das Bild formatfüllend auf dem Bildsensor abzubilden. Die von einem Objektpunkt gestreuten Lichtstrahlen müssen hierzu möglichst genau auf einem Punkt des Bildsensors gebündelt werden. Objektive bestehen aus einem Linsensystem sowie einer Blende zur Begrenzung des Lichteinfalls. Bei der Auswahl eines Objektivs für eine vorgegebene Anordnung ist die Brennweite maßgeblich. Wichtig ist zudem die Angabe der Schärfentiefe, die den Entfernungsbereich des Objekts von der Linse beschreibt, in dem ein scharfes Bild entsteht (DEMANT et al. 2011, S. 272).

Die prinzipielle Wirkungsweise eines Objektivs wird im Folgenden anhand einer dünnen Linse erläutert (vgl. Abbildung 14). „Dünn“ bedeutet in diesem Zusammenhang, dass die Dicke der Linse viel kleiner ist als ihre Brennweite (BEYERER 2012, S. 132).

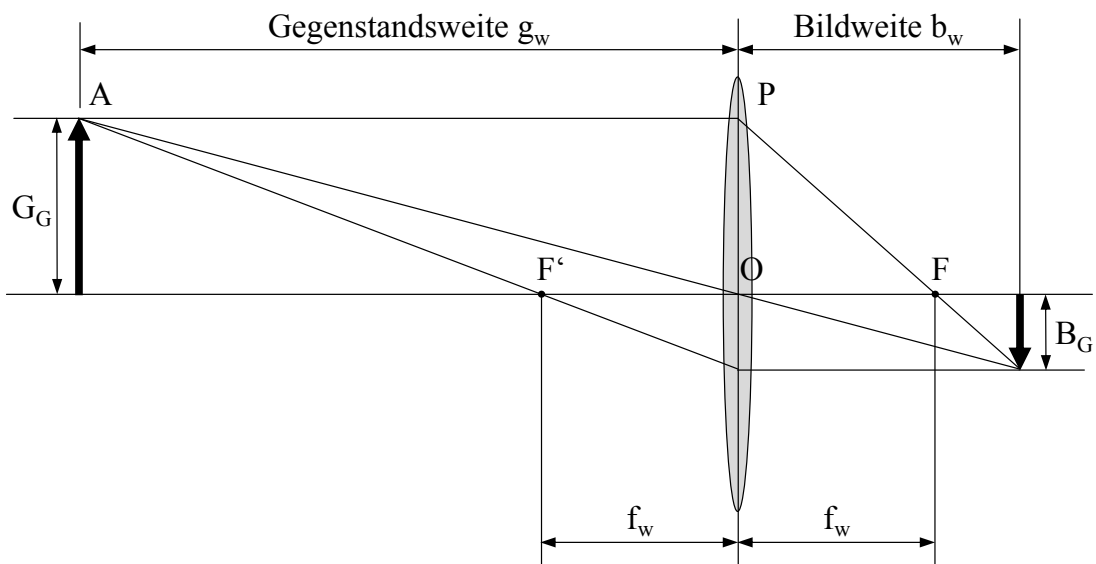


Abbildung 14: Konstruktion des Bildes einer dünnen Linse (in Anlehnung an DEMANT et al. (2011, S. 267))

Der Abstand der Brennpunkte zur Mittelebene der Linse wird als Brennweite  $f_w$  bezeichnet. Diese ist maßgeblich dafür, wie groß in der gegebenen Konfiguration

### 3 Stand der Forschung und Technik

---

die Bildgröße  $B_G$  im Verhältnis zur Gegenstandsgröße  $G_G$  auf dem Sensor ist. Diesen Zusammenhang beschreibt die Abbildungsgleichung für dünne Linsen (DEMANT et al. 2011, S. 267-268):

$$\frac{1}{f_w} = \frac{1}{g_w} + \frac{1}{b_w} \quad \text{bzw.} \quad \frac{B_G}{G_G} = \frac{b_w}{g_w} \quad (3-2)$$

Vom Objekt im Punkt A ausgehende Strahlen werden also in der im Abstand  $g_w$  (Gegenstandsweite) befindlichen Linse gesammelt und schneiden hinter der Linse im Abstand  $b_w$  (Bildweite) im Punkt A'. Ein außerhalb der Bildweite befindlicher Sensor würde demnach ein unscharfes Bild empfangen (DEMANT et al. 2011, S. 267). In der Praxis tritt jedoch in einem bestimmten Bereich, der als Schärfentiefe bezeichnet wird, keine merkliche Unschärfe auf. Eine Unschärfe äußert sich, indem ein Punkt als sog. Zerstreuungskreis mit dem Durchmesser C abgebildet wird. C ist abhängig vom verwendeten Sensor. Eine typische Annahme ist die halbe Größe eines Sensorelements (DEMANT et al. 2011, S. 272-273).

Des Weiteren werden zur Begrenzung der Beleuchtungsstärke in Objektiven Blenden genutzt. Deren wichtigste Kennzahl ist die Blendenzahl  $k_B$ , die das Verhältnis der Brennweite  $f_w$  und des Öffnungsdurchmessers der Blende  $d$  wiedergibt (BÄSSMANN 2004, S. 34-36):

$$k_B = \frac{f_w}{d} \quad (3-3)$$

Bei einer Verdoppelung der Blendenzahl  $k_B$  wird die Beleuchtungsstärke auf ein Viertel reduziert. Die internationale Blendenreihe besteht aus den Blendenzahlen 1, 1,4, 2,8, 4, 5,6, 8, 11, 16, 22, 32. Diese Werte stehen im Verhältnis von  $\sqrt{2}$  zueinander, sodass ein Schritt in der Blendenreihe einer Halbierung der Beleuchtungsstärke (Lichtfluss pro Flächeneinheit) entspricht (DEMANT et al. 2011, S. 266, VDI/VDE 2632, Blatt 1 2008). Die Beleuchtungsstärke ist umgekehrt proportional zum Quadrat der Blendenzahl. Die Einstellung der Blende hat zudem Einfluss auf die Schärfentiefe. Eine Verringerung der Blendenöffnung, also eine Erhöhung der Blendenzahl  $k_B$ , bewirkt eine Verringerung des Öffnungswinkels des Strahlenbündels und somit eine Verkleinerung des Zerstreuungskreises. Die resultierende Schärfentiefe  $S_T$  kann aus dem folgenden Zusammenhang berechnet werden (DEMANT et al. 2011, S. 274):

$$S_T = \frac{2Ck_B g_w (g_w - f_w)}{f_w^2} \quad (3-4)$$

Dabei bezeichnet  $C$  den Durchmesser des Zerstreuungskreises,  $k_B$  die Blendenzahl,  $g_w$  die Gegenstandsweite sowie  $f_w$  die Brennweite.

### Bildsensor

Für die Auswahl und Bewertung der Güte von Bildsensoren existiert eine Reihe von Kennwerten. Diese sind im Standard EMVA 1288 (2010) der European Machine Vision Association beschrieben. Die wichtigsten Kennwerte sind das Signal-Rausch-Verhältnis, der Dynamikumfang, die Pixelgröße, die Auflösung sowie die spektrale Empfindlichkeit, welche im Folgenden beschrieben werden.

- Das *Signal-Rausch-Verhältnis* (SNR) ist nach GESSLER & KRAUSE (2015, S. 326) definiert als „der Quotient der mittleren Leistung des Nutzsignals der Signalquelle und der mittleren Rauschleistung des Störsignals der gleichen Signalquelle“. Da das Signalrauschen maßgeblich durch Anteile, wie das Photonenrauschen oder das thermische Rauschen, im Bildsensor bestimmt wird, ist das SNR ein wichtiges Gütekriterium von Bildsensoren (DEMANT et al. 2011, S. 248).
- Der *Dynamikumfang* beschreibt den Quotienten aus dem größten und dem kleinsten rauschfreien Helligkeitswert an und beträgt bei hochwertigen Sensoren 50 dB (DEMANT et al. 2011, S. 248).
- Die *Pixelgröße* beeinflusst ebenfalls maßgeblich die Qualität eines Bildsensors. Größere Pixel sind lichtempfindlicher und weisen einen höheren Dynamikumfang auf. Die Pixelgröße begrenzt aber auch die minimal mögliche Ortsauflösung eines Bildverarbeitungssystems. Typische Werte in der industriellen Bildverarbeitung sind von 4 bis 7  $\mu\text{m}$  (DEMANT et al. 2011, S. 238).
- Des Weiteren gibt die Quanteneffizienz das Verhältnis zwischen erzeugten Elektronen und aufgetroffenen Photonen an. Diese ist abhängig von der Wellenlänge des Lichts. Man spricht daher von einer *spektralen Effizienz*, die die Quanteneffizienz über den Wellenlängenbereich eines Sensors angibt (DEMANT et al. 2011, S. 239).
- Die *Auflösung* ist definiert als „die Zerlegung einer Informationsmenge in getrennt wahrnehmbare Elemente oder auch das Vermögen, dicht an dicht liegende Objekte als eigenständig zu trennen“. Exakter wird daher auch „von örtlicher bzw. Ortsauflösung gesprochen“ (WALDRAFF 2004, S. 29).

Die Ortsauflösung  $A_O$  von Kameras stellt das Verhältnis der Länge und Breite des aufgenommenen Bildfeldes (FOV) und der Anzahl an Pixeln je Zeile und Spalte dar:

### 3 Stand der Forschung und Technik

---

$$A_0 = \frac{\text{FOV}}{\text{Pixelzahl}} \quad (3-5)$$

Nach dem Shannon-Nyquist-Abtasttheorem ergibt sich die Mindestanforderung für die Ortsauflösung. Dieses besagt, dass die zeitliche Abtastung eines Signals mit der maximal vorkommenden Frequenz  $f_{\max}$  mit mindestens der doppelten Frequenz  $f_{\text{Abtast}}$  erfolgen muss (RUHM 2003):

$$f_{\text{Abtast}} \geq 2 \cdot f_{\max} \quad (3-6)$$

Analog gilt das Abtasttheorem für die Ortsauflösung von Bildern, wobei die Abtastfrequenz hierbei in Pixeln bestimmt werden kann. Der Abstand zwischen zwei Punkten im digitalen Bild darf also höchstens halb so groß sein wie das kleinste relevante Detail der Bildszene (DEMANT et al. 2011, S. 11). Aus der Pixelgröße heutiger Kamerasensoren von 4 bis 7  $\mu\text{m}$  resultiert daraus eine theoretische Ortsauflösung von 8 bis 14  $\mu\text{m}$ .

Schließlich sind bei der Auswahl eines Bildsensors die Sensortechnologie sowie der Aufbau des Sensors festzulegen. Des Weiteren ist zu entscheiden, ob für die Bildauswertung die Wiedergabe von Farbwerten erforderlich ist. Für viele Aufgaben in der automatischen Sichtprüfung genügt die Aufnahme und Auswertung von Grauwertbildern (BEYERER 2012, S. 243). Die Intensität der Bilder wird dabei typischerweise im Analog-Digital-Wandler mit einer Breite von 8 Bit (Grauwertbereich: 0...255) konvertiert (ERHARDT 2008, S. 69).

Hinsichtlich der Technologie werden heute ausschließlich CCD- (Charge-coupled Device) und CMOS- (Complementary Metal Oxide Semiconductor) Sensoren verwendet (Marktverteilung etwa 75 zu 25 % (Stand: 2014)) (GIBBONS 2014). Diese bestehen aus lichtempfindlichen Fotodioden. Sobald Licht auf diese trifft, werden nach dem fotoelektrischen Effekt Ladungsträger erzeugt (DEMANT et al. 2011, S. 230). Der grundlegende Unterschied zwischen CCD- und CMOS-Sensoren besteht darin, dass CCD-Sensoren einen Ladungsverstärker für den gesamten Sensor haben und bei CMOS-Sensoren jede Fotodiode einen eigenen Ladungsverstärker hat, der bereits während der Belichtungszeit die Ladungsträger in Spannungen umwandelt (DEMANT et al. 2011, S. 233). Bedingt durch den Aufbau der Sensoren liegt die maximale spektrale Empfindlichkeit der CMOS-Sensoren bei ca. 650 nm und die der CCD-Sensoren bei ca. 550 nm. Welche Sensorart zum Einsatz kommt, hängt von der Anwendung und der damit verbundenen Anforderungen ab (LINKEMANN 2011). Einen Vergleich von CCD- und CMOS-Sensoren geben bspw. DEMANT et al. (2011, S. 242), LINKEMANN (2011) oder SCHWIDER (2007, S. 36-40). Aufgrund der Möglichkeit der parallelen Aus-

lesung der Pixel und dadurch schnelleren Datenübertragungsraten von 1000 Bildern pro Sekunde werden CMOS-Sensoren zunehmend für Hochgeschwindigkeitsanwendungen eingesetzt (ERHARDT 2008, S. 46, BEYERER 2012, S. 258). Heutige CMOS-Kameras beinhalten zusätzlich eine Signalvorverarbeitung inklusive der Analog-Digital-Umsetzung und stellen Bild- und Steuersignale über eine digitale Schnittstelle bereit. Des Weiteren können prinzipiell alle Bildverarbeitungsoperationen der Bildverarbeitungskette, wie bspw. die Bildvorverarbeitung oder die Segmentierung, in der Kamera erfolgen (DEMANT et al. 2011, S. 234, ERHARDT 2008, S. 46).

In Bezug auf den Sensoraufbau kann zwischen Matrix- sowie Zeilensensoren unterschieden werden. Letztere werden zur Prüfung bewegter oder sehr großer Objekte, bspw. Endlosmaterialien, eingesetzt (DEMANT et al. 2011, S. 259). Gesteuert durch einen Inkrementalgeber, der die Bahngeschwindigkeit erfasst, entspricht jede Bildzeile einer äquidistanten räumlichen Verschiebung. Hierdurch werden ein richtiges Seitenverhältnis und eine reproduzierbare Auflösung im Bild gewährleistet (GIPS & OECHSNER 2012). Darüber hinaus sind durch Zeilenkameras niedrigere Auflösungen sowie homogenere Beleuchtungen erzielbar. Des Weiteren können durch die Verwendung von Zeilensensoren mit mehreren benachbarten Zeilen mehrkanalige Informationen, bspw. Bilder unterschiedlicher Beleuchtungen, erfasst werden (BEYERER 2012, S. 260-261).

Bei Zeilenkameras ist der Zusammenhang aus Formel 3–5 zur Berechnung der Auflösung für die Richtung der Sensorzeile gültig. Senkrecht hierzu ergibt sich die Ortsauflösung  $A_O$  aus der Relativgeschwindigkeit des Objekts zur Kamera  $v_R$  und der Bildaufnahmefrequenz  $f_A$  aus folgendem Zusammenhang (DEMANT et al. 2011, S. 261):

$$A_O = \frac{v_R}{f_A} \quad (3-7)$$

Zusätzlich besteht bei Zeilenkameras ein Unterschied in der Belichtung. Aufgrund der zeilenweisen Bildaufnahme ist die Belichtungszeit kürzer als bei Matrixkameras. Deshalb sind eine präzise Justierung der Belichtung sowie eine weite Öffnung der Blenden erforderlich, damit möglichst hohe Lichtmengen zum Sensor gelangen. Letzteres resultiert in geringen Schärfentiefen, was wiederum eine exakte Führung der Objekte bedingt (DEMANT et al. 2011, S. 261-262).

### 3.2.2 Bildvorverarbeitung

DEMANT et al. (2011, S. 28) bezeichnen die Bildvorverarbeitung als „einen Verarbeitungsschritt, der ein Bild in ein neues Bild überführt, das dem Eingangsbild grundsätzlich ähnlich ist, sich aber in bestimmter Hinsicht (...) unterscheidet“. Darunter werden Verfahren subsummiert, die die Helligkeit einzelner Bildpunkte oder deren Lage zueinander verändern, um die Erkennung von Objekten zu verbessern (JÄHNE 2012, S. 29, S. 541). Wie in Abschnitt 2.5 dargestellt, dienen Operationen der Bildvorverarbeitung bspw. zur Kontrastverbesserung, zur Rauschfilterung, zur Korrektur inhomogener Beleuchtung oder zur Korrektur von Bildverzerrungen. Die Bildvorverarbeitung ist in der Regel notwendig, um die Bildanalyse durch den menschlichen Betrachter zu erleichtern (NAWRATH 2001, S. 11). Im Kontext der industriellen Bildverarbeitung sind die notwendigen Operationen im Hinblick auf die Anforderungen der folgenden Schritte der Bildverarbeitungskette, wie bspw. der Segmentierung oder der Merkmalsextraktion, auszuwählen. Bei der Auslegung der Bildvorverarbeitung ist deshalb nicht ein Verfahren mit der höchsten Eignung auszuwählen, sondern zu entscheiden, ob eine oder mehrere Operationen für die Erfüllung der Bildverarbeitungsaufgabe erforderlich sind. In der Regel sind durch jede Operation Nachteile hinsichtlich der Verarbeitungszeit, der Entwicklungskosten oder der Bildqualität, wie eine geringere Dynamik oder geringere Genauigkeit, zu erwarten (HERMES 2007, S. 33). Die Operationen zur Bildvorverarbeitung können nach HERMES (2007, S. 53-54) in die vier Klassen Punktoperationen, geometrische Operationen, lokale Operationen sowie globale Operationen eingeteilt werden. Deren Funktion und Einsatzzweck werden im Folgenden erläutert.

#### **Punktoperationen**

Punktoperationen betrachten immer nur einen Bildpunkt und bilden Grauwerte auf sich selbst ab (NEUMANN 2005, S. 41). Sie werden unter anderem zur Kontrastverstärkung oder zur Korrektur inhomogener Beleuchtung eingesetzt (JÄHNE 2012, S. 224). Von der Position der Pixel unabhängige Punktoperationen werden homogene Punktoperationen genannt (JÄHNE 2012, S. 225). Diese werden durch Grauwerttransformation mittels sog. Look-Up-Tabellen durchgeführt. Bei Look-Up-Tabellen wird eine Transformationsfunktion mittels einer Tabelle umgesetzt, die jedem möglichen Grauwert einen Funktionswert zuordnet (DEMANT et al. 2011, S. 31). Hiermit sind Punktoperationen, wie Grauwertspreizung, Binarisierung, lineare Grauwertskalierung, Kontrastverstärkung oder Histogrammebnung, realisierbar (DEMANT et al. 2011, S. 30-38, NEUMANN 2005, S. 42-46).

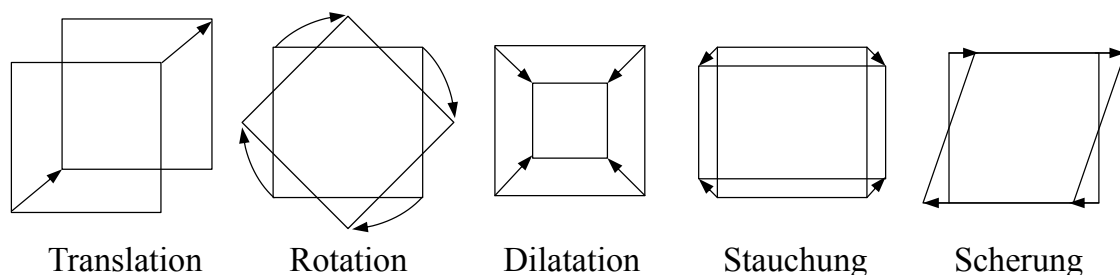
Des Weiteren existieren inhomogene Punktoperationen. Diese sind abhängig von der Position des Pixels im Bild und daher zeitaufwändiger (JÄHNE 2012, S. 236). Dabei werden zwei oder mehrere Bilder punktweise miteinander verrechnet. Die wichtigsten Operationen sind Addition und Mittelung, Subtraktion, Minimum und Maximum sowie Division, die auch für die Korrektur inhomogen beleuchteter Bilder genutzt werden kann (DEMANT et al. 2011, S. 38). Bei der Korrektur inhomogener Beleuchtung wird zunächst entweder ein Referenzbild aufgezeichnet oder aus mehreren Bildern ein Mittelwert berechnet, um zufällige Verteilungen auszugleichen. Eine inhomogene Beleuchtung kann schließlich mittels der pixelweisen Division der Grauwerte des aufgenommenen Bildes  $I(x, y)$  durch das Referenzbild  $I_r(x, y)$  kompensiert werden:

$$I'(x, y) = c_1 \cdot \frac{I(x, y)}{I_r(x, y)} \quad (3-8)$$

Zur Darstellung des normalisierten Bildes  $I'(x, y)$  ist zudem die Multiplikation mit der Konstante  $c_1$  erforderlich (JÄHNE 2012, S. 239).

### Geometrische Operationen

Im Gegensatz zu Punktoperationen modifizieren geometrische Operationen nur die Position eines Bildpunkts (JÄHNE 2012, S. 224). Die hierfür benötigte Abbildungsfunktion ist meist nicht bekannt und muss mittels Referenzbilder abgeleitet werden (NEUMANN 2005, S. 220). Beispiele für lineare geometrische Operationen, wie Translations-, Rotations-, Dilatations-, Stauchungs-, sowie Scherungs-Transformationen, sind in Abbildung 15 dargestellt (JÄHNE 2012, S. 247).



*Abbildung 15: Elementare geometrische Transformationen (in Anlehnung an JÄHNE (2012, S. 247))*

Geometrische Operationen werden häufig angewandt, um Bildverzerrungen durch Perspektive, Bildsensoren oder Objektive auszugleichen. Zur Kompensation der häufig auftretenden tonnen- oder kissenförmigen Verzerrungen (vgl. Abbildung 16) bei Weitwinkel- oder Zoomobjektiven oder am Rand von Objektiven sind nichtlineare Abbildungsfunktionen folgender Form notwendig:

$$x' = (x, y) = x \cdot (1 + a_v \cdot (x^2 + y^2)^{-1}) \quad (3-9)$$

$$y' = (x, y) = y \cdot (1 + a_v \cdot (x^2 + y^2)^{-1}) \quad (3-10)$$

Dabei sind  $x$  und  $y$  die Koordinaten des Ausgangsbildes und  $x'$  und  $y'$  die Koordinaten des entzerrten Bildes. Der Parameter  $a_v$  bestimmt die Stärke der Verzeichnung und nimmt für die Korrektur kissenförmiger Verzeichnung positive bzw. bei tonnenförmiger Verzeichnung negative Werte an (NEUMANN 2005, S. 230).

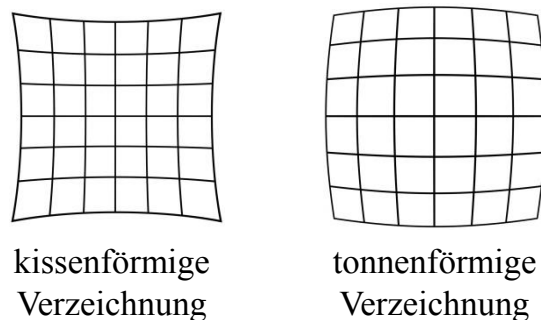


Abbildung 16: Darstellung kissen- und tonnenförmiger Verzeichnung

#### Lokale Operationen

Bei lokalen Operationen ergibt sich der Grauwert eines Pixels im Ergebnisbild aus seiner Umgebung (Nachbarschaft) im Ursprungsbild (DEMANT et al. 2011, S. 45). Man spricht deshalb bei diesen Rechenverfahren auch von Filtern. Bei deren Anwendung geht Information verloren. Filter können bspw. zur Rauschunterdrückung, zur Detektion einfacher Strukturen, wie Kanten, Linien und Ecken, oder zur Texturanalyse verwendet werden (JÄHNE 2012, S. 296). Die Unterdrückung von Rauschen ist eine elementare Aufgabe der Bildverarbeitung und wird auch Mittelung genannt. Die Bildausschnitte, in denen eine Mittelung stattfindet, werden durch sog. Fenster freigegeben, welche über das Bild verschoben werden. Die Größe dieser Fenster ist proportional zur benötigten Rechenzeit (NEUMANN 2005, S. 53-54). Die einfachste Art der Mittelung sind Rechteckfilter, bei denen die Grauwerte der Pixel innerhalb der Fenster addiert und durch die Anzahl der Pixel dividiert werden. Weitere Beispiele für Rechenverfahren zur Rauschunterdrückung sind Binomialfilter oder Medianfilter (siehe JÄHNE 2012, S. 333-361).

#### Globale Operationen

Beispiele für globale Operationen sind die Fourier- oder die Wavelettransformation, die ein Ergebnisbild aus dem gesamten Eingangsbild errechnen. Hierdurch werden komplexe Bildvorverarbeitungsoperationen ermöglicht, die aber sehr



rechenaufwändig sind (DEMANT et al. 2011, S. 71). Globale Operatoren werden daher in der vorliegenden Arbeit nicht weiter betrachtet.

### 3.2.3 Segmentierung

Bei den Verfahren zur Bildvorverarbeitung wurden Operationen vorgestellt, die die Erkennung von Objekten verbessern. Bei der Segmentierung erfolgt schließlich die Zuordnung von Bildpunkten zu Objekten. Es entstehen hierdurch Binärbilder, die eine Einteilung in Bildregionen implizieren. Die elementaren Segmentierungsverfahren können nach JÄHNE (2012, S. 542) in

- pixelorientierte Segmentierung,
- kantenorientierte Segmentierung,
- regionenorientierte Segmentierung sowie
- modellbasierte Segmentierung

klassifiziert werden. Die ersten drei Verfahren basieren auf lokalen Informationen. Dabei werden entweder Grauwerte einzelner Pixel genutzt (pixelorientierte Segmentierung), mittels der Detektion von Diskontinuitäten Kanten identifiziert und verfolgt (kantenorientierte Segmentierung) oder homogene Grauwertbereiche identifiziert (regionenorientierte Segmentierung). Bei der modellbasierten Segmentierung hingegen wird die geometrische Form zur Objekterkennung verwendet (JÄHNE 2012, S. 542). Bei den vier grundlegenden Konzepten zur Segmentierung handelt es sich um alternative Ansätze. Diese werden in der Folge vorgestellt und ihre Vor- und Nachteile diskutiert.

#### **Pixelorientierte Segmentierung**

Das pixelorientierte Verfahren, auch Schwellwertverfahren genannt, ist das einfachste und am häufigsten angewandte Werkzeug zur Bildsegmentierung (HORN 2014, S. 21, JÄHNE 2012, S. 542). Bei Schwellwertverfahren werden alle Punkte eines Bildes unterhalb eines bestimmten Grauwertes als schwarz und alle anderen als weiß definiert (DEMANT et al. 2011, S. 97). Dieser bestimmte Grauwert wird als Schwellwert bezeichnet. Die Wahl des Schwellwertes ist von entscheidender Bedeutung für den Erfolg der Binarisierung (HORN 2014, S. 21). Idealerweise weist das Histogramm der Grauwerte eines Bildes, bspw. bei der Trennung eines Objekts vom Bildhintergrund, eine bimodale Verteilung mit zwei getrennten Maxima auf (vgl. Abbildung 17).

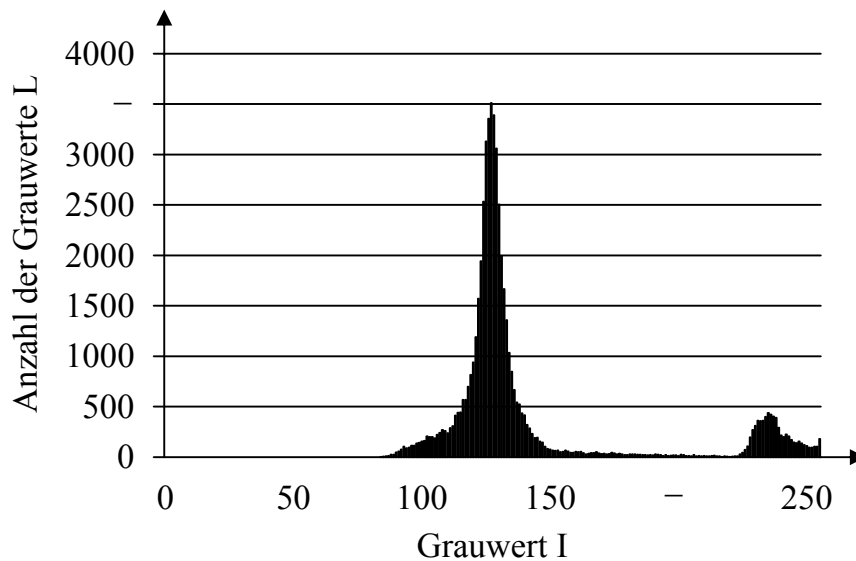


Abbildung 17: Beispiel eines bimodalen Grauerthistogramms

In der Praxis treten aber auch immer Grauwerte zwischen den beiden Verteilungen auf. Nach JÄHNE (2012, S. 542-543) ist die Bestimmung des optimalen Schwellwertes ohne Wissen über den Typ der Kante zwischen Objekt und Hintergrund nicht möglich. Im Falle einer symmetrischen Kante entspricht der korrekte Schwellwert dem mittleren Grauwert zwischen Hintergrund- und Objektpixeln. Die Wahl des Schwellwertes kann neben einer manuellen Festlegung auch automatisiert auf Basis des Grauerthistogramms und damit reproduzierbar erfolgen (HORN 2014, S. 21). Hierzu existieren nach BURGER & BURGE (2015, S. 268) zwei verschiedene Ansätze: formbasierte und statistische Methoden. Formbasierte Methoden analysieren die Form des Grauerthistogramms bspw. im Hinblick auf lokale Minima und Maxima. Sie bieten im Vergleich zu statistischen Methoden keine nennenswerten Vorteile und sind weniger robust. Im Gegensatz hierzu nutzen statistische Methoden statistische Informationen aus dem Grauerthistogramm zur Schwellwertbestimmung. Das bekannteste Verfahren nach OTSU (1979) wird im Folgenden erläutert:

Für ein Bild, bestehend aus  $u \cdot v$  Pixel sowie den Grauwertstufen  $\{0, 1, 2, \dots, L-1\}$ , soll eine Trennung in die beiden Bildbereiche D (dunkle Pixel) für die Grauwerte  $[0; k]$  und H (helle Pixel) für die Grauwerte  $[k+1; L]$  erzeugt werden. Es wird davon ausgegangen, dass das Histogramm mit der Anzahl von  $n_I$  Pixel des Grauwertes I eine bimodale Verteilung aufweist. Die Wahrscheinlichkeit dafür, dass ein Pixel in D liegt, beträgt:

$$P_D(k) = \sum_{i=0}^k p_I \quad (3-11)$$

Für H beträgt die Wahrscheinlichkeit:

$$P_H(k) = \sum_{I=k+1}^{L-1} p_I = 1 - P_D(k) \quad (3-12)$$

Dabei berechnet sich der Anteil der Pixel mit dem Grauwert I in einem Bild zu:

$$p_I = \frac{n_I}{uv} \quad (3-13)$$

Des Weiteren betragen die durchschnittlichen Grauwerte  $m_D$  in D,  $m_H$  in H, sowie im gesamten Bild  $m_G$ :

$$m_D(k) = \frac{1}{P_D(k)} \sum_{i=0}^k I \cdot p_i, \quad (3-14)$$

$$m_H(k) = \frac{1}{P_H(k)} \sum_{I=k+1}^{L-1} I \cdot p_I \quad (3-15)$$

$$m_G = \sum_{I=0}^{L-1} I \cdot p_I. \quad (3-16)$$

Zur Ermittlung des optimalen Schwellwertes nutzt das Verfahren nach Otsu die Varianz zwischen den beiden Bildbereichen D und H (Interklassenvarianz  $\sigma_B^2$ ). Diese lässt sich wie folgt berechnen:

$$\sigma_B^2 = P_D(k) \cdot (m_D(k) - m_G)^2 + P_H(k) \cdot (m_H(k) - m_G)^2. \quad (3-17)$$

Schließlich gilt für den optimalen Schwellwert  $k^*$  mit der maximalen Interklassenvarianz:

$$k^* = \arg \max_{0 \leq k \leq L-1} \sigma_B^2(k). \quad (3-18)$$

Darüber hinaus existiert eine Vielzahl weiterer statistischer, Histogramm-basierter Verfahren. Einen Überblick geben bspw. BURGER & BURGE (2015, S. 267-290). Des Weiteren sind in Tabelle 3 die wichtigsten Verfahren aufgeführt. Wie die Verfahren sich voneinander unterscheiden, ist in der angegebenen Literatur nachzulesen.

### 3 Stand der Forschung und Technik

---

Tabelle 3: Statistische Methoden zur Schwellwertbestimmung (LANDINI 2015)

<b>Bezeichnung</b>	<b>Urheber</b>
Huang	HUANG & WANG 1995
Intermodes	PREWITT & MENDELSON 1996
ISODATA	RIDLER & CALVARD 1978
Li	LI & TAM 1998
Maximum Entropy	KAPUR et al. 1985
Mean	GLASBEY 1993
Minimum Error	KITTLER & ILLINGWORTH 1986
Minimum	PREWITT & MEDELSON 1996
Moments	TSAI 1985
Otsu	OTSU 1979
Percentile	DOYLE 1962
Renyi Entropy	basiert auf KAPUR et al. 1985
Shangbhag	SHANBHAG & ABHIJIT 1994
Triangle	ZACK et al. 1977
Yen	YEN et al. 1995

Ein Vorteil pixelorientierter Segmentierungsverfahren liegt in der Detektion von Objekten, die einen hohen Kontrast zum Hintergrund aufweisen und sich gegenseitig nicht berühren (HORN 2014, S. 21). Aufgrund der pixelweisen Segmentierung sind identifizierte Objekte allerdings nicht immer zusammenhängend, d. h. es können isolierte Pixel oder kleine losgelöste Regionen resultieren (JÄHNE 2012, S. 547). Daher sind in den meisten Fällen Nachbearbeitungsschritte notwendig. Nachteilig ist zudem ein sich einstellender Größeneffekt bei der Objektsegmentierung, der sich dadurch ergibt, dass sich im Randbereich von Objekten der Grauwert nur allmählich dem Hintergrundgrauwert annähert. Weniger helle Objekte werden daher zu klein, hellere Objekte zu groß segmentiert (JÄHNE 2012, S. 544-545). Ferner ist neben der Verwendung eines Schwellwertes für ein gesamtes Bild auch die Definition mehrerer ortsabhängiger Schwellwerte pro Bild möglich (SEZGIN & SANKUR 2004). Dies ist dann sinnvoll, wenn verschiedene Bildbereiche unterschiedliche Helligkeiten aufweisen (DEMANT et al. 2011, S. 98). Die Definition ortsabhängiger Schwellwerte geht jedoch mit Einbußen der Geschwindigkeit des Segmentierungsverfahrens einher. Besser ist es daher, die inhomogene Beleuchtung bei der Bildaufnahme oder bei der Bildvorverarbeitung

zu kompensieren (JÄHNE 2012, S. 542). Voraussetzung für die Verwendung eines globalen Schwellwertes sind demnach homogen beleuchtete Bilder.

### **Kantenorientierte Segmentierung**

Häufig sind Kanten von Objekten durch abrupte Änderungen der lokalen Bildinformation, wie der Helligkeit oder der Farbe, gekennzeichnet (HORN 2014, S. 22). Kantenorientierte Verfahren verwenden zur Segmentierung die Maxima des Betrags des Grauwertgradienten. Diese Maxima werden anschließend entlang der Objektkontur verfolgt (JÄHNE 2012, S. 547). Einen entsprechenden Algorithmus gibt bspw. PARKER (1994). Zudem ist das Ergebnis der Segmentierung unabhängig von der Intensität des Bildes. Ferner verläuft die Segmentierung auch dann korrekt, wenn die Beleuchtung des Bildes inhomogen ist. Ein weiterer Vorteil ist, dass die segmentierten Objekte immer zusammenhängend sind (DEMANT et al. 2011, S. 107). Kantenorientierte Verfahren weisen nur dann systematische Fehler auf, wenn der Kontrast von Objekten gering ist, d. h. wenn die Kanten verschmiert sind (JÄHNE 2012, S. 547). Des Weiteren müssen überflüssige Kanten mittels Nachbearbeitungsschritten, wie bspw. des Canny-Algorithmus (CANNY 1986), entfernt werden (HORN 2014, S. 23).

### **Regionenorientierte Segmentierung**

Regionenorientierte Verfahren konstruieren die Bildsegmente direkt. Der Ansatz basiert auf der Annahme, dass Objekte bzgl. bestimmter Kenngrößen, wie bspw. der Grauwertintensität, homogen sind. Bezüglich dieser Kenngrößen wird ein Homogenitätskriterium formuliert (HORN 2014, S. 24). Die dabei gewählte Schwelle ist entscheidend für die Segmentierung (STEINBRECHER 2002, S. 203-204). Um diese zu ermitteln, existieren heute automatisierte Verfahren (CHAUDHURI & AGRAWAL 2010). Die beiden grundlegenden Ansätze sind das Regionenwachstum und die Regionenspaltung. Beim Regionenwachstum werden initial einzelne Pixel als Segmente angenommen, die dann mittels eines Homogenitätskriteriums vergrößert werden. Das Verfahren ist beendet, wenn keine weitere Zusammenfassung möglich ist, ohne das Homogenitätskriterium zu verletzen. Bei der Regionenspaltung ist die Vorgehensweise gegensätzlich, d. h. der Prozess beginnt mit dem ganzen Bild. Folglich wird das Bild solange geteilt, bis das Homogenitätskriterium für jedes Segment erfüllt ist (HORN 2014, S. 24). Darüber hinaus werden beim „split and merge“ die beiden grundlegenden Ansätze kombiniert (JÄHNE 2012, S. 547). Ein Bild wird zunächst ähnlich eines Schachbretts in Felder unterteilt. Falls das Homogenitätskriterium der Felder nicht erfüllt ist werden diese weiter unterteilt. Demgegenüber werden auch be-

nachbarte Felder zusammengefasst, falls für die Kombination das Homogenitätskriterium erfüllt ist (STEINBRECHER S. 2002, 211-213). Ein Vorteil von regionenorientierten Verfahren ist deren Eignung zur Segmentierung von verrauschten Bildern. Demgegenüber steht aber ein hoher Implementierungsaufwand (JAIN 1989, S. 412).

#### **Modellbasierte Segmentierung**

Bei den bisher vorgestellten Segmentierungsverfahren, die den klassischen Ansatz der Bildverarbeitung repräsentieren, wurde jeweils durch die Binarisierung der Bilder die Basis für die spätere Merkmalsextraktion und die anschließende Klassifikation geschaffen. Man kann dies als die Suche nach Kandidaten für mögliche Bildobjekte umschreiben (DEMANT et al. 2011, S. 108). Bei modellbasierten Segmentierungsverfahren (Template Matching) hingegen werden direkt spezifische Muster in Bildern durch den Vergleich (Matching) mit Beispielmustern (Templates) gesucht (HORN 2014, S. 27). Ein Template wird hierzu über das zu analysierende Bild geschoben und an jeder Position ein Ähnlichkeitsmaß berechnet (DEMANT et al. 2011, S. 109). Modellbasierte Verfahren können daher angewandt werden, wenn die exakte Form von Objekten in Bildern bereits vorher bekannt ist (JÄHNE 2012). Meist sind dabei nur geringe Abweichungen der gesuchten von dem im Bild befindlichen Objekten erlaubt (HORN 2014, S. 27). Eine Ausweitung auf eine beliebige Anzahl an Objekten ist möglich, zieht aber hohe Rechenaufwände nach sich (DEMANT et al. 2011, S. 109).

#### **3.2.4 Merkmalsextraktion**

Die Merkmalsextraktion umfasst den Schritt der Ermittlung objektbeschreibender Merkmale im Hinblick auf die Klassifikation (HERMES 2007, S. 60). Mathematisch gesehen handelt es sich hierbei, wie in Abschnitt 2.6 beschrieben, um eine Transformation von Bilddaten in je einen Merkmalsvektor pro Objekt (NAWRATH 2001, S. 12). In Anlehnung an DEMANT et al. (2011, S. 172) und HERMES (2007, S. 61) können objektbeschreibende Merkmale in Positionsinformationen, größenbeschreibende Merkmale, formbeschreibende Merkmale sowie Grauwertmerkmale unterschieden werden. Idealerweise erfüllen objektbeschreibende Merkmale die Bedingung der Translationsinvarianz, der Rotationsinvarianz sowie der Größeninvarianz (ERHARDT 2008, S. 205-206).

Zur Angabe der *Position* eines Objekts können bspw. die Koordinaten des Schwerpunkts ermittelt werden, der sich aus dem arithmetischen Mittel der Ko-

ordinaten aller Punkte eines Objekts ergibt (NEUMANN 2005, S. 195). Die Position ist größen- und rotationsinvariant.

*Größenbeschreibende* Merkmale betreffen den Flächeninhalt von Objekten und sind translations- und rotationsinvariant. Der einfachste Repräsentant ist die Fläche, die der Anzahl an Pixeln innerhalb eines Objekts entspricht (DEMANT et al. 2011, S. 341). Ein weiteres Merkmal ist der Umfang von Objekten, welcher die Länge der äußeren Kontur beschreibt. Eine Möglichkeit der Berechnung stellt bspw. der 8-Chain-Code dar (BURGER & BURGE 2015, S. 247). Des Weiteren kann zur Angabe der Objektgröße das minimale achsenparallele Rechteck, welches alle Objektpunkte einschließt (Bounding Box), herangezogen werden. Auf dieser Grundlage werden die Länge und die Breite sowie die Diagonale des Objekts ermittelt. Darüber hinaus ist die konvexe Hülle eine Beschreibungsform der Objektgröße. Diese bezeichnet das kleinste konvexe Polygon, das alle Objektpunkte einschließt. Eine geeignete Berechnungsmethode stellt der von BARBER et al. (1996) beschriebene QuickHull-Algorithmus dar.

*Formbeschreibende* Merkmale nutzen zur Objektbeschreibung den Verlauf der Kontur oder stellen eine Kombination größenbeschreibender Merkmale dar. Ein einfaches Merkmal zur Formbeschreibung stellt die Ratio R dar, welche das Verhältnis von Länge  $l_B$  und Breite  $b_B$  der Bounding Box beschreibt (DEMANT et al. 2011, S. 339):

$$R = \frac{l_B}{b_B} \quad (3-19)$$

Ein weiteres Merkmal, die Kompaktheit K, ergibt sich aus dem Verhältnis von Fläche A und Umfang U eines Objekts. Aus der Definition nach RUSS (2007) wird mit einer Skalierung mit  $4\pi$  ein Maß für die Rundheit geschaffen:

$$K = \frac{4\pi A}{U^2} \quad (3-20)$$

Für einen Kreis ergibt sich für K ein Wert von eins, für jede andere geometrische Form ein kleinerer Wert (DEMANT et al. 2011, S. 344, BURGER & BURGE 2015, S. 249). Auch die konvexe Hülle kann zur Ermittlung von Formmerkmalen genutzt werden. Aus dem Verhältnis der Länge der konvexen Hülle  $l_K$  und der Länge der Bounding Box  $l_B$  berechnet sich die Konvexität  $K_o$ :

$$K_o = \frac{l_K}{l_B} \quad (3-21)$$

### 3 Stand der Forschung und Technik

---

Unter der Dichte wird hingegen der Quotient aus der Fläche der Bounding Box und der Fläche der konvexen Hülle verstanden (BURGER & BURGE 2015, S. 215):

$$D_i = \frac{A_B}{A_K} \quad (3-22)$$

Darüber hinaus stellen die zentralen Momente  $\mu$  nach JÄHNE (2012, S. 575-577) wichtige Merkmale zur Beschreibung der Objektform dar. Diese werden für Binärbilder nach folgender Formel berechnet:

$$\mu_{p,q} = \sum I(u,v)(x - x_s)^p(y - y_s)^q \quad (3-23)$$

Die Summe schließt alle Pixel des Objekts  $(u, v)$  mit den Koordinaten  $x$  und  $y$  ein.  $I$  ist der Grauwert der Pixel. Die Variablen  $x_s$  und  $y_s$  bezeichnen die Koordinaten des Schwerpunkts. Die Summe der Variablen  $p$  und  $q$  gibt die Ordnung des Momentes an. Eine wichtige Rolle in der Bildverarbeitung spielen die Momente 2. Ordnung  $\mu_{2,0}$ ,  $\mu_{0,2}$  und  $\mu_{1,1}$  als formbeschreibende Merkmale. Ferner kann die Orientierung eines Objekts  $\alpha$  aus den Momenten 2. Ordnung nach folgender Formel berechnet werden:

$$\alpha = \frac{1}{2} \arctan \frac{2\mu_{1,1}}{\mu_{2,0} - \mu_{0,2}} \quad (3-24)$$

Diese ist definiert als der Winkel zwischen der  $x$ -Achse und der Achse, um die das Objekt mit minimaler Trägheit gedreht werden kann (JÄHNE 2012, S. 577).

Ein weiteres Merkmal für die Form stellt die Exzentrizität  $\varepsilon$  dar, welche aus den zentralen Momenten gebildet werden kann:

$$\varepsilon = \frac{(\mu_{2,0} - \mu_{0,2})^2 + 4\mu_{1,1}^2}{(\mu_{2,0} + \mu_{0,2})^2} \quad (3-25)$$

Die Exzentrizität nimmt Werte von 0 bis 1 an. Sie beträgt 0 bei einem runden Objekt, 1 bei einem linienförmigen Objekt (JÄHNE 2012, S. 577). Formbeschreibende Merkmale sind translations-, größen- und teilweise rotationsinvariant. Die bestehende Größenabhängigkeit der zentralen Momente kann über eine entsprechende Normierung (siehe BURGER & BURGE 2015, S. 252) beseitigt werden.

*Grauwertmerkmale* basieren auf den in den Objektpixeln vorhandenen Intensitätswerten. Gängige Merkmale sind der mittlere, der minimale oder der maximale Grauwert eines Objekts (DEMANT et al. 2011, S. 352). Da sich minimaler und maximaler Grauwert jeweils nur aus der Information eines Pixels ergeben und damit anfällig gegenüber Rauschen sind, werden Minima und Maxima häufig



über gesamte Spalten oder Zeilen ermittelt. Ein weiteres grauwertbezogenes Merkmal stellt die sog. Masse dar, welche in der Bildverarbeitung die Summe der Grauwerte eines Objekts bezeichnet (ERHARDT 2008, S. 206). Grauwertmerkmale sind translations- und rotationsinvariant und mit Ausnahme der genannten Masse zudem größeninvariant.

### 3.2.5 Klassifikation

Ein wesentlicher Bestandteil der Bildverarbeitungskette ist die Klassifikation. Aufgrund der besonderen Relevanz dieses Schrittes für die vorliegende Arbeit wird zunächst die Vorgehensweise zur Lösung von Klassifikationsaufgaben in der Bildverarbeitung erläutert. Darüber hinaus stellen KDD-Prozesse einen methodischen Rahmen für die Lösung von Aufgaben des maschinellen Lernens und im Speziellen von Klassifikationsproblemen dar. KDD ist nach FAYYAD et al. (1996a, S. 40) definiert als: „The nontrivial process of identifying valid, novel, potentially useful, and ultimately understandable patterns in data.“ Es handelt sich also um den nichttrivialen Gesamtprozess der (semi-)automatischen Extraktion gültiger, vorher unbekannter, potenziell nützlicher und verständlicher Muster aus Daten (ESTER & SANDER 2000, S. 1). Deshalb werden die wichtigsten KDD-Prozesse erläutert und gegenübergestellt. Weiterhin werden ausgewählte Methoden des maschinellen Lernens zur Modellgenerierung beschrieben.

#### Vorgehensweise zur Klassifikation in der Bildverarbeitung

Zur Lösung einer Klassifikationsaufgabe ist ein strukturiertes Vorgehen erforderlich. DEMANT et al. (2011, S. 142-143) stellen das prinzipielle Vorgehen einer Klassifikation in sieben Schritten dar (vgl. Abbildung 18). Aus der initialen Definition der Aufgabenstellung ergibt sich zu Beginn die Definition der Klassen. Im dritten Schritt werden anschließend geeignete Merkmale ausgewählt. Oft erfolgt dies experimentell für den spezifischen Anwendungsfall. Anschließend werden Trainingsdaten durch Musterteile verschiedener Qualitäten gesammelt. Da vollständige Trainingsdaten oft nicht verfügbar sind, müssen zusätzliche Daten auch während des Betriebs ohne Unterbrechungen ergänzt werden können. Zur Erstellung der Klassifikationsstruktur sind neben den bereits definierten Klassen und Merkmalen bei vielen Klassifikationsmethoden freie Parameter vorzugeben. Dieser Schritt lässt sich nicht verallgemeinern. Im sechsten Schritt wird ein Klassifikationsmodell erstellt. Ein unzureichendes Training kann durch Anpassung der Klassifikationsstruktur bzw. durch Hinzufügen oder Löschen von Merkmalen verbessert werden.

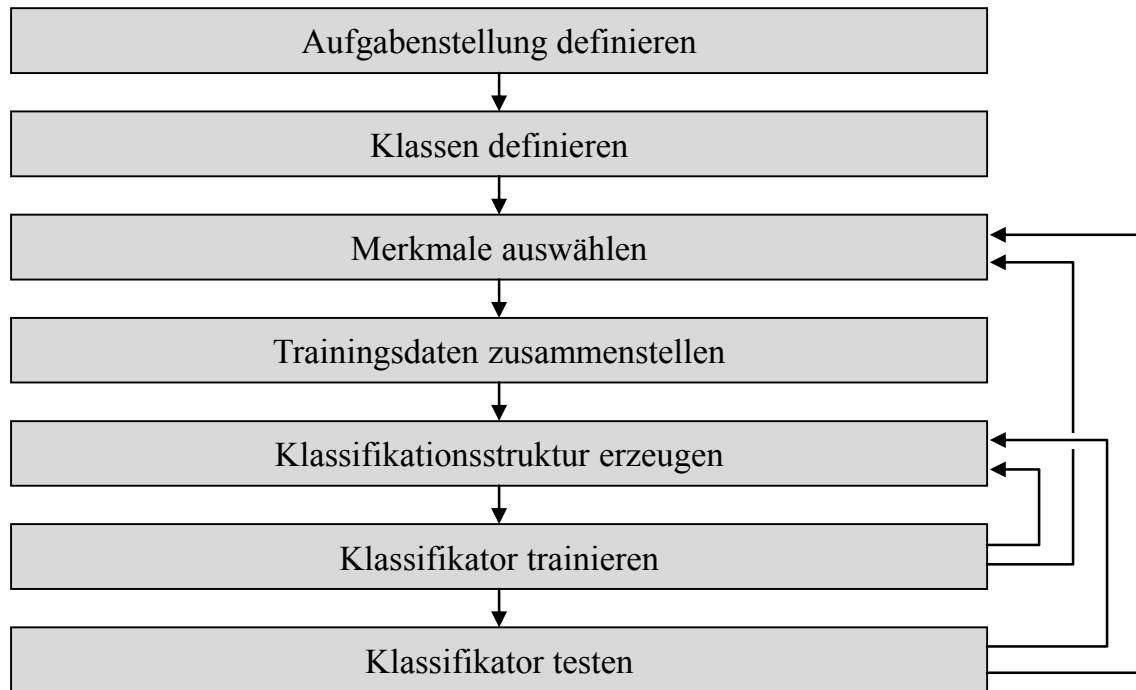


Abbildung 18: Vorgehensweise zur Klassifikation nach DEMANT et al. (2011, S. 142)

Als finalen Schritt wird das Klassifikationsmodell auf unabhängige Daten, die nicht zum Training verwendet wurden, getestet. Eine Optimierung ist wiederum durch Anpassung der Struktur bzw. der genutzten Merkmale möglich.

Die vorgestellte Vorgehensweise zur Klassifikation von DEMANT et al. (2011, S. 142) stellt einen anwendungsneutralen Rahmen als Basis für die vorliegende Arbeit dar. Es sei an der Stelle jedoch angemerkt, dass eine Übertragbarkeit auf die Klassifikationsaufgabe bei Batterieseparatoren nur eingeschränkt gegeben ist, da eine Klassendefinition initial nicht existiert und daher auch Anpassungen der Trainingsdaten möglich sein müssen. Des Weiteren muss neben einer Spezifizierung einzelner Schritte sowie einer Anpassung der Abfolge auch eine Generierung zusätzlich notwendiger Schritte erfolgen.

#### **Knowledge Discovery in Databases**

Der ursprüngliche KDD-Prozess nach FAYYAD et al. (1996a) umfasst folgende fünf Schritte: Datenselektion, -vorbereitung, -transformation, Data-Mining sowie Interpretation und Bewertung der gefundenen Muster. Die Ziele und Funktionsweisen dieser Schritte werden im Folgenden, basierend auf den Beschreibungen von ESTER & SANDER (2000, S. 2-6), FAYYAD et al. (1996b), und LEICHT (2013, S. 15-17), erläutert:

In der *Datenselektion* muss zunächst ein Verständnis der Anwendung erlangt werden und das Ziel definiert werden. Wichtige Fragen sind ferner, wie die Daten, aus denen Informationen extrahiert werden sollen, gewonnen werden können und wie diese verwaltet werden. Schließlich werden diejenigen Daten selektiert, die für die Wissensgewinnung als relevant angesehen werden. Die *Datenvorbereitung* dient der Integration von Daten aus unterschiedlichen Quellen, der Auflösung von Inkonsistenzen, dem Entfernen von Rauschen und Ausreißern sowie der Ergänzung fehlender Merkmalswerte. Nur qualitativ hochwertige Daten ermöglichen bei der Anwendung von Algorithmen gute Resultate. Die *Datentransformation* umfasst die Selektion sowie die Diskretisierung der Merkmale. Obwohl viele Algorithmen des maschinellen Lernens eine Auswahl der Attribute vornehmen, können hohe Anzahlen an Attributen die Qualität der Ergebnisse negativ beeinflussen. Hierzu kann Anwendungswissen zur Vorauswahl von Merkmalen eingesetzt werden. Da manche Algorithmen keine numerischen Merkmale verarbeiten können, kann eine Diskretisierung in kategorische Merkmale erforderlich sein. Deshalb ist es vorteilhaft, den maschinellen Lernalgorithmus bereits vorab festzulegen. Der zentrale Schritt des KDD-Prozesses ist das *Data Mining*. Oft wird KDD fälschlicherweise als Data-Mining bezeichnet, obwohl dieses lediglich den Modellierungsschritt im KDD-Prozess, wie bspw. eine Klassifikation, umfasst. Dabei werden laut PETERSOHN (2005, S. 8) unterschiedliche Methoden aus den Bereichen der Statistik sowie des maschinellen Lernens auf einen definierten Datensatz angewandt mit dem übergeordneten Ziel, bedeutende Muster und Zusammenhänge zu identifizieren. Die durch den Algorithmus extrahierten Daten werden abschließend in Bezug auf die Anwendung und die definierten Ziele *interpretiert und bewertet*. Zur Verbesserung des Ergebnisses ist eine Iteration an beliebigen Stellen des KDD-Prozesses möglich. Bei positiver Bewertung wird das Wissen dokumentiert und entsprechend integriert. Für umfangreichere Beschreibungen wird auf FAYYAD et al. (1996a) und FAYYAD et al. (1996c) verwiesen.

Weitere KDD-Prozesse sind der SEMMA-Ansatz (Sample, Explore, Modify, Model and Assess) von SAS Enterprise (BROWN 2015) sowie der heute am häufigsten verwendete Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) (KDNUGGETS 2014), der im Rahmen eines EU-Projektes in gemeinsamer Arbeit von den Firmen SPSS Inc., DaimlerChrysler AG, NCR Systems Engineering Copenhagen sowie OHRA Verzekeringen en Bank Groep B.V entwickelt wurde (CHAPMAN et al. 2000). Im Vergleich zu dem Modell von FAYYAD et al. (1996b) sind diese Ansätze anwendungsorientierter ausgerichtet (LEICHT 2013,

### 3 Stand der Forschung und Technik

---

S. 17). Dennoch zeigt Tabelle 4 eine hohe Ähnlichkeit aller hier betrachteten KDD-Prozesse. Unter KDD wird dabei der ursprüngliche KDD nach FAYYAD et al. (1996a) verstanden.

Die fünf Schritte von KDD und SEMMA können als äquivalent betrachtet werden. Aufgrund der direkten Verbindung der SEMMA mit einer Software kann diese als eine Implementierung des KDD gesehen werden. Beim CRISP-DM, der ebenfalls eine Implementierung des KDD darstellt, ist im Gegensatz zu den anderen beiden Ansätzen ein Schritt des Verstehens des Anwendungsfalles (*Business understanding*) vorgeschaltet sowie ein Schritt der Integration der generierten Informationen (*Deployment*) nachgeschaltet. Der Schritt *Data understanding* ist ferner eine Kombination der Auswahl und der Vorverarbeitung der Daten (AZEVEDO & SANTOS 2008).

Tabelle 4: Vergleich der Prozesse KDD, SEMMA und CRISP-DM

KDD	SEMMA	CRISP-DM
---	---	Business understanding
Selection	Sample	Data understanding
Preprocessing	Explore	Data preparation
Transformation	Modify	Modeling
Data Mining	Model	Evaluation
Interpretation/Evaluation	Assessment	Deployment
---	---	---

Die vorgestellten KDD-Prozesse bilden die Basis für den Einsatz von Methoden des maschinellen Lernens. Da aber alle KDD-Prozesse anwendungsneutral formuliert sind (CHAPMAN et al. 2000), werden zunehmend spezifisch angepasste Vorgehensweisen eingesetzt (KDNUGGETS 2014).

#### Methoden zur Klassifikation

Methoden zur Klassifikation werden im Laufe der Arbeit auch häufig als Klassifikator bezeichnet (KROLL 2016, S. 22). Die einfachste Methode zur manuellen Klassifikation stellt der Parallelepipet-Klassifikator dar (HERMES 2007, S. 62). Dabei wird eine Stichprobe von Objekten im multidimensionalen Merkmalsraum von einem Hyperquader umschrieben. Zeigt der Merkmalsvektor eines Objekts in diesen Quader, so wird dieser der Klasse zugeordnet. Alternativ kann eine manuelle Klassifikation auch mittels Wenn-Dann-Regeln erfolgen (siehe HAN & KAMBER 2006, S. 218-321). Diese Klassifikationsverfahren sind sehr schnell, da

die Klassifikation lediglich auf einer Abfrage beruht (ERHARDT 2008, S. 215). Wie in Abschnitt 2.6 dargestellt, sind manuelle Klassifikationsmethoden bei komplexen industriellen Problemstellungen nicht geeignet.

Ein Ansatz zur Konstruktion eines automatisierten Klassifikators im Kontext des maschinellen Lernens ist es, die Problemstellung, d. h. die Abbildung vom Merkmals- in den Klassenraum, stochastisch zu modellieren (SÜBE & RODNER 2014, S. 456-457, DEMANT et al. 2011, S. 177). Diese Art der Klassifikatoren beruht auf der Bestimmung bedingter Wahrscheinlichkeiten der Merkmalswerte für die Zuordnung zu einer Klasse (ESTER & SANDER 2000, S. 111). Die Zuordnung eines Objekts in eine Klasse erfolgt also auf Basis der maximalen (a posteriori-) Wahrscheinlichkeit. Man spricht hierbei von Maximum-Likelihood-Klassifikatoren (ERHARDT 2008, S. 218). Ein weiterer Vertreter der stochastischen Verfahren ist der Bayes-Klassifikator, welcher ebenfalls auf der a posteriori-Wahrscheinlichkeit beruht (HAN & KAMBER 2006, S. 310). Dieser nutzt eine sog. Kostenfunktion, die Falschklassifikationen mit einem bestimmten Kostenwert belegt. Es resultiert ein Klassifikator mit minimaler Fehlerwahrscheinlichkeit (DEMANT et al. 2011, S. 178). Da diese Art der Klassifikation die vollständige Kenntnis der statistischen Eigenschaften des Gesamtproblems voraussetzt, ist die Anwendung von Näherungen erforderlich, wie z. B., dass die Merkmalsvektoren innerhalb einer Klasse einer Normalverteilung gehorchen. Statistische Klassifikatoren sind im Rahmen der Bildverarbeitung, bei der in der Regel hochdimensionale Merkmalsräume vorliegen, nicht handhabbar und werden in der vorliegenden Arbeit nicht betrachtet (DEMANT et al. 2011, S. 178).

Zur Konstruktion von Klassifikationsmodellen mittels Methoden des maschinellen Lernens existieren darüber hinaus nach DEMANT et al. (2011, S. 178) und HAN (2011, S. 347) zwei weitere Ansätze:

**Multireferenzklassifikatoren** (Lazy Learners) lernen direkt aus Beispielen (Prototypenmustern) und ordnen Objekte derjenigen Klasse zu, deren Prototypenmuster sie am ähnlichsten sind. Hinsichtlich der Bestimmung der Prototypenmuster sowie der Berechnung der Ähnlichkeit existieren unterschiedliche Verfahren (DEMANT et al. 2011, S.178). Die bekanntesten sind der Nearest-Neighbour- und der Minimum-Distanz-Klassifikator (ERHARD 2008, S. 215). Beim Nearest-Neighbour-Verfahren erfolgt die Zuordnung eines Objekts zu einer Klasse auf Basis des minimalen euklidischen Abstands zu den Merkmalsvektoren der Prototypen. Somit wird die Klasse des Objekts durch den nächstgelegenen Prototyp bestimmt. Eine Variante hierzu bildet der k-Nearest-Neighbour-

Klassifikator, der eine bestimmte Menge an Prototypen mit minimalem Abstand zu einem Objekt zur Klassifizierung verwendet. Hingegen wird beim Minimum-Distanz-Klassifikator für die Klassifikation eines Objekts der minimale Abstand zu den Mittelpunktsvektoren (Schwerpunktvektoren) der einzelnen Klassen herangezogen (ERHARD 2008, S. 215). Alle Multireferenzklassifikatoren basieren auf der Markierung eines Bereichs im Merkmalsraum durch ein Abstandsmaß in Bezug auf die Prototypen. Die Verfahren zeichnet daher eine geringe Trainingszeit aus. Bei komplexen Merkmalsräumen und daraus folgenden komplexen Klassengrenzen sind sie jedoch wenig geeignet, da die hierfür benötigten hohen Anzahlen von Prototypen hohe Rechenaufwände während der Klassifikationsphase nach sich ziehen (DEMANT et al. 2011, S. 183, ERTEL 2013, S. 199). Zudem ist ihr Ergebnis bei hochdimensionalen Merkmalsräumen oftmals unbrauchbar (HORN 2014, S. 35). Ein weiterer Nachteil ist, dass keine Gewichtung der Merkmale vorgenommen wird. Hieraus folgt eine hohe Anfälligkeit gegenüber verrauschten oder irrelevanten Merkmalen (HAN & KAMBER 2006, S. 349). Des Weiteren werden weniger häufig auftretende Klassen mit wenigen Prototypen schlecht klassifiziert (ESTER & SANDER 2000, S. 126).

Im Gegensatz dazu bilden **Funktionalklassifikatoren** (Eager Learners) aus den Trainingsdaten keine Prototypen, sondern berechnen eine Entscheidungsfunktion. Hierfür existieren unterschiedliche Berechnungsverfahren, nach denen sich die Funktionalklassifikatoren unterscheiden lassen (DEMANT et al. 2011, S. 178). Zu den bekanntesten und am häufigsten verwendeten Verfahren gehören Neuronale Netze (NN), Support Vector Machines (SVM) und Entscheidungsbäume (ALPAYDIN 2010, LEICHT 2013, SÜBE & RODNER 2014). Die genannten Verfahren werden nachfolgend dargestellt und diskutiert.

#### Neuronale Netze

NN sind in ihrem Aufbau und ihrer Funktion nach dem Vorbild biologischer Nervensysteme entstanden. Heute werden sie jedoch mehr als ein Werkzeug der statistischen Modellierung angesehen (DEMANT et al. 2011, S. 185). NN bestehen aus einer Vielzahl an Einheiten oder Knoten (Neuronen). Das Blockschaltbild eines Neurons ist in Abbildung 19 dargestellt. Jedes Neuron besitzt einen oder mehrere Eingänge  $e$ , die anhand der Gewichte  $w$  gewichtet und aufsummiert werden (DEMANT et al. 2011, S. 186-187). Diese werden zusammen mit einem optionalen Schwellwert an die Aktivierungsfunktion, die einen neuen Neuronenzustand berechnet, übergeben. Als Aktivierungsfunktionen werden fast immer sigmoidförmige Funktionen benutzt (DEMANT et al. 2011, S. 187). Anhand des Aktivierungszustands wird das Ausgabesignal  $a$  berechnet (LEICHT 2013, S. 33).

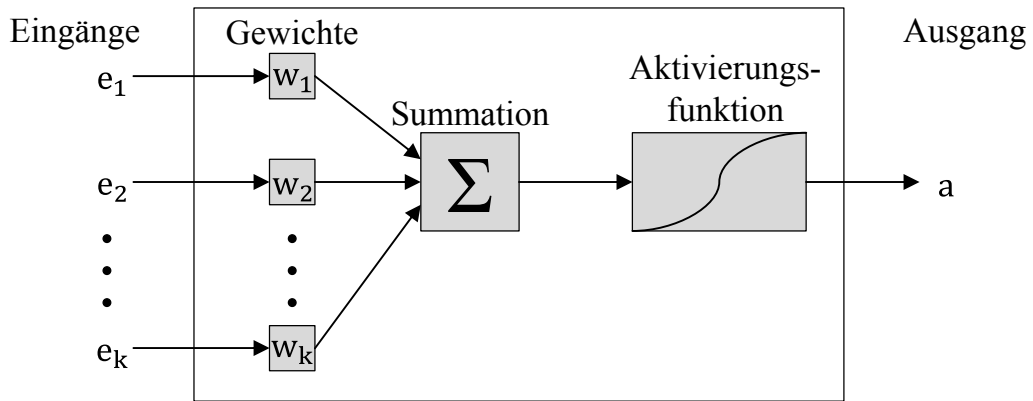


Abbildung 19: Blockschaltbild eines Neurons (in Anlehnung an DEMANT et al. (2011, S. 187))

Die beschriebenen Einheiten sind mittels Leitungen oder Kanten miteinander verbunden. Diese Einheiten sind in Schichten angeordnet, wobei ein Netz aus mindestens einer Eingabe- und einer Ausgabeschicht besteht (ESTER & SANDER 2000, S. 266-267). Der in technischen Anwendungen am häufigsten eingesetzte Typ neuronaler Netze ist das Multilayer-Perzeptron (vgl. Abbildung 20) (DEMANT et al. 2011, S. 186, MORK 2011, S. 27). Bei diesem Typ entspricht die Anzahl der Neuronen in der Eingabeschicht der Anzahl der Attribute, die ein Objekt beschreiben. Die Anzahl der Ausgabeneuronen ist identisch zur Anzahl an Klassen (RIGOLL 1994, S. 258). Dazwischen befinden sich beliebig viele weitere Schichten (verborgene Schichten).

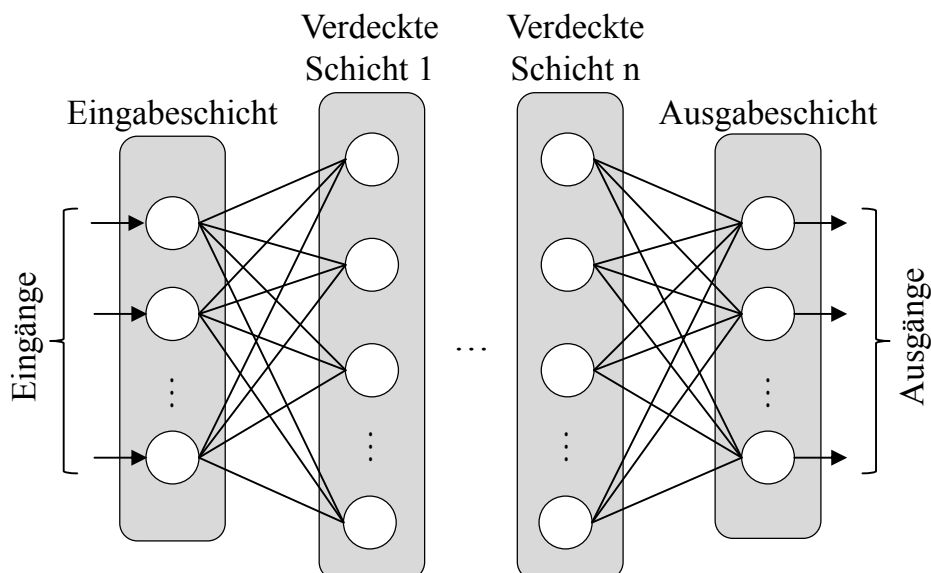


Abbildung 20: Aufbau eines Multilayer-Perzeptrons (in Anlehnung an MORK (2011, S. 27))

### 3 Stand der Forschung und Technik

---

Verdeckte Schichten können beliebig viele Neuronen beinhalten. Dabei gilt, dass eine geringe Anzahl Neuronen die Berechnungsmöglichkeiten und -genauigkeiten begrenzt und demgegenüber eine hohe Anzahl an Neuronen die Berechnungskomplexität erhöht (LEICHT 2013, S. 33).

Nach der Festlegung der Architektur des NN kann das Training erfolgen. Das Ziel des Trainings eines NN ist es, die Gewichte aller Einheiten so festzulegen, dass das NN die Trainingsdaten repräsentiert und gleichzeitig gute Vorhersagen für unbekannte Objekte liefert (vgl. Abschnitt 2.6). Hierzu werden schrittweise die Ausgangswerte der einzelnen Schichten anhand der Trainingsdaten berechnet, bis sich der Zielwert aus der Ausgabeschicht ergibt. Dieser wird mit dem bekannten Zielwert der Trainingsdaten verglichen. Anschließend werden anhand bestimmter Trainingsverfahren die Gewichte des Netzes optimiert, bis Konvergenz mit den Trainingsdaten eintritt (RIGOLL 1994, S. 61-62). Das bekannteste Trainingsverfahren ist das Backpropagation-Training, bei dem in jedem Lernschritt, durch Manipulation der Gewichte, eine Verringerung des Fehlers angestrebt wird (DEMANT et al. 2011, S. 188).

NN wurden bereits in vielen produktionstechnischen Anwendungsfällen erfolgreich angewandt. Im Folgenden werden exemplarisch einige Arbeiten vorgestellt. CHEN (2008) beschäftigt sich mit der Vorhersage der Oberflächenqualität bei Drehprozessen basierend auf Prozessparametern. Der funktionale Zusammenhang zwischen Prozessparametern und der entstehenden Oberflächenrauheit wird dabei mittels NN modelliert. DÖREN (2007) befasst sich mit der Prozessregelung bei thermischen Spritzprozessen. Hierzu wird ein NN trainiert, welches auf Basis optischer Messwerte eine Anpassung von Prozessabweichungen realisiert. DÖRMANN OSUNA (2009) nutzt mehrere Verfahren des maschinellen Lernens, darunter NN, zum Aufbau eines Qualitätsregelsystems auf Basis von Prozess- und Qualitätsdaten. Dieses System wird am Beispiel der Leichtmetallgießerei umgesetzt und zur Ausregelung von Abweichungen innerhalb des Produktionsprozesses befähigt. FERREIRO et al. (2011) sowie HAYAJNEH et al. (2009) setzten NN zur Optimierung von Bohrprozessen ein. FERREIRO et al. (2011) fokussieren dabei die Vorhersage von Graten abhängig von Maschinen- und Prozessdaten, wohingegen HAYAJNEH et al. (2009) eine Prozessmodellierung zur Identifikation des Einflusses von Prozessparametern auf die Vorschubkraft sowie das Schnittmoment durchführen. MORK (2011) beschäftigt sich mit der Qualitätsbewertung und -regelung von Presswerken für die Fertigung von Karosserieteilen. Dabei setzt er mittels eines NN eine frühzeitige und automatisierte Erkennung des Verlaufs verschiedener Qualitätsmerkmale um. Darüber hinaus entwirft er eine Re-



gelungsstruktur für ein rechtzeitiges Gegensteuern durch einen automatisierten Eingriff in das Presswerk. SCHMID et al. (2015) entwickeln ein modellbasiertes Regelungssystem zur Verringerung der Makulatur beim Produktionsstart von Druckmaschinen. Da es sich hierbei um Prozesse mit hohen Totzeiten handelt, wird ein NN verwendet, um das Prozessverhalten auf Basis von Vergangenheitsdaten zu simulieren.

Durch die Vielzahl an Anwendungen können NN als valides Modellierungs- und Vorhersagewerkzeug im produktionstechnischen Umfeld betrachtet werden. Die Vorteile von NN sind eine hohe Fehlertoleranz sowie Robustheit gegenüber fehlenden und verrauschten Daten. Ferner lernen sie ausschließlich anhand von Beispielen und verwenden kein zusätzliches Wissen (LIPPE 2006, S. 410). Des Weiteren verfügen sie über die Möglichkeit der Klassifikation nicht linear trennbarer Daten sowie über gutes Generalisierungsverhalten (HORN 2014, S. 35), was sich positiv auf die Vorhersagegenauigkeit unbekannter Daten auswirkt. Die Berechnungen innerhalb des Netzes werden jedoch oft mit einer Black-Box verglichen, da sie für den Anwender kaum zu verstehen oder zu interpretieren sind (KRUSE et al. 2011, S. 77). Ein weiterer Nachteil ist der hohe Aufwand zur Festlegung der Architektur und zum Training der Netze (HORN 2014, S. 35).

### **Support Vector Machines**

SVM in ihrer ursprünglichen Version sind binäre, lineare Klassifikatoren. Das bedeutet, es werden zwei Klassen im Merkmalsraum mittels einer Hyperebene voneinander getrennt (vgl. Abbildung 21) (SÜBE & RODNER 2014, S. 474). Zur Trennung der meisten Datensätze existieren jedoch sehr viele Trennebenen. Hinsichtlich einer bestmöglichen Generalisierung ist es erforderlich, diejenige Hyperebene auszuwählen, für die der minimale Abstand zu den Objekten im Trainingsdatensatz maximal ist. Dieser Abstand wird als margin bezeichnet (ALPAYDIN 2008, S. 231, SÜBE & RODNER 2014, S. 474). Die Lage der Trennebene wird durch wenige sog. Stützvektoren (support vectors) beschrieben. Die für die Bestimmung der Trennebene irrelevanten Objekte werden im Training eliminiert.

Für eine bessere Generalisierbarkeit werden Klassifikationsfehler mit Schlupfvariablen berücksichtigt, die falschklassifizierte Vektoren abhängig von einer Gewichtung bis zu einem gewissen Grad zulassen (GRAF & WEGENKITTL 2012, S. 54). Sind Daten nicht linear trennbar, kann der sog. Kernel-Trick angewendet werden. Hierbei werden die Trainingsdaten in einen höherdimensionalen Merkmalsraum transformiert, in dem eine lineare Trennung erfolgen kann (LEICHT 2013, S. 27). Eine Umsetzung einer Mehrklassen-Klassifikation ist somit durch

die Kombination mehrerer binärer Klassifikatoren möglich. Nach dem one-vs-all-Ansatz wird iterativ jeweils eine Klasse von allen anderen getrennt (SÜBE & RODNER 2014, S. 477).

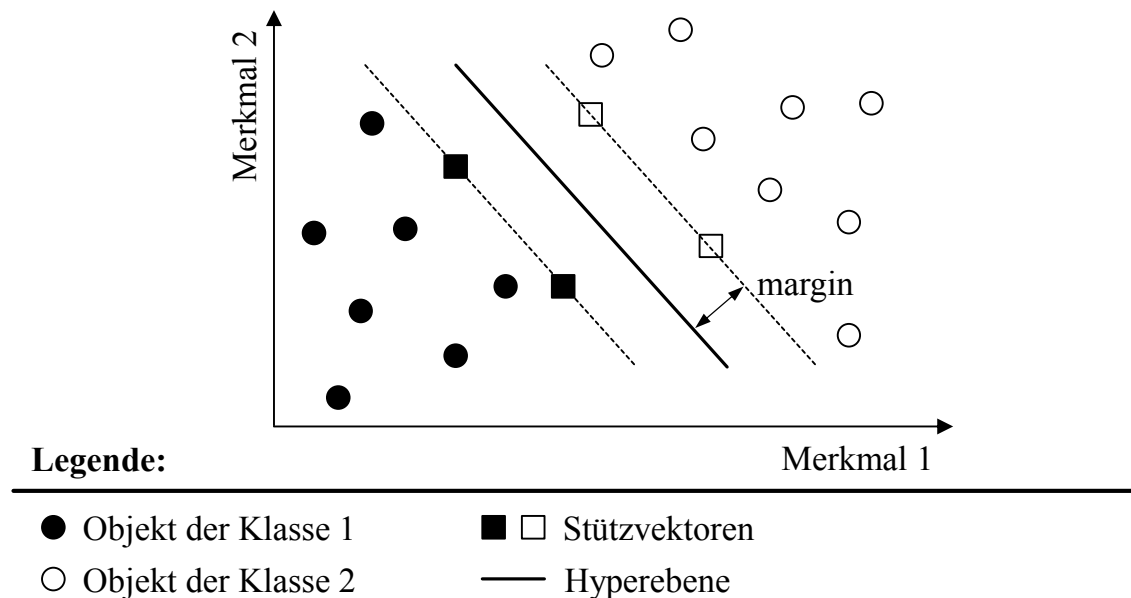


Abbildung 21: Klassifikation mittels einer Support Vector Machine  
(in Anlehnung an SÜBE & RODNER (2014, S. 18))

SVM sind einer der meist angewandten Klassifikatoren, die sich besonders in der Bildverarbeitung durch die gute Generalisierungsfähigkeit sowie die hohen Geschwindigkeiten in der Lern- und Klassifikationsphase auszeichnen (SÜBE & RODNER 2014, S. 473). Eine Vielzahl an Anwendung im produktionstechnischen Umfeld belegen zudem ihre Validität als Modellierungs- und Vorhersagewerkzeug. Davon werden einige Arbeiten im Folgenden vorgestellt.

ABUOMAR et al. (2015) verwenden SVM zur Klassifikation großer Datensätze von Carbon-Nanofasern hinsichtlich deren mechanischen Eigenschaften. BHAT et al. (2015) setzten SVM zur Modellierung von Rührreibschweißprozessen ein. Auf Basis von Bilddaten werden hierbei Qualitätsentscheidungen hinsichtlich der Prozessqualität abgeleitet. Ebenfalls durch die Modellierung von Bildverarbeitungsdaten nutzen DUTTA et al. (2015) SVM zur Befähigung einer Überwachung des Werkzeugverschleißes bei Drehprozessen. KIM et al. (2012) setzen auf Basis von SVM eine Erkennung von fehlerhaften Wafern in der Halbleiterherstellung um. Hierbei wird der Zusammenhang zwischen Prozessdaten und den Abmaßen der Wafer modelliert. RAJESWARI et al. (2014) beschäftigen sich mit der Zustandsüberwachung von Kugellagern. SVM werden dabei zur Datenanalyse von Vibrationssignalen eingesetzt. YOUSEFIAN-JAZI et al. (2014) befassen sich mit der

automatisierten Inspektion von TFT-LCD-Gläsern. Zur Klassifikation von Oberflächenfehlern der Gläser wird dabei eine SVM verwendet.

Ein Nachteil von SVM ergibt sich aus freien Parametern, bspw. den Schlupfvariablen, die von dem Anwender festgelegt und optimiert werden müssen (LEICHT 2013, S.29). Dies hat nicht nur Einfluss auf den Erfolg sondern auch auf die Dauer der Klassifikation. Ferner ziehen die beschriebenen Ansätze zur Lösung von Mehrklassenproblemen einen erhöhten Aufwand nach sich. Darüber hinaus ist der Klassifizierungserfolg maßgeblich abhängig von der Extraktion und Selektion der Merkmale. Der Mangel an Automatisierung führt zudem zu einer verminderten Praxistauglichkeit (GRAF & WEGENKITTL 2012, S. 60).

### **Entscheidungsbäume**

Das wesentliche Kennzeichen von Entscheidungsbäumen, welches auch den Namen prägt, ist, dass das gewonnene Wissen nicht nur als Funktion, sondern auch in Form eines Baumes repräsentiert wird (ERTEL 2013, S. 202). Ein Baum ist ein hierarchisches Modell, welches aus

- inneren Knoten, die jeweils einen Test hinsichtlich eines Merkmals ausführen,
- Kanten (Äste), die das diskrete Ergebnis des Tests enthalten, sowie
- Blätter, die eine Klasse repräsentieren,

besteht (ALPAYDIN 20120, S. 186, ESTER & SANDER 2000, S. 126). Für die Klassifikation unbekannter Objekte wird der Entscheidungsbaum von der Wurzel, d. h. dem ersten Knoten, nach unten – entsprechend der Testergebnisse in den Knoten – durchlaufen, bis ein Blatt und somit die resultierende Klasse erreicht ist (ESTER & SANDER 2000, S. 126).

### *Bauminduktion*

Die Erstellung von Entscheidungsbäumen wird auch als Bauminduktion bezeichnet (ALPAYDIN 2010, S. 187). Da der Aufwand zur Ermittlung des besten Baumes mit der Anzahl der Merkmale exponentiell steigt, werden sog. Greedy-Algorithmen benutzt, die jeweils nur das nächste Trennmerkmal auswählen (ESTER & SANDER 2000, S. 127). Dabei wird, beginnend mit dem gesamten Trainingsdatensatz, nach einem Top-Down-Ansatz iterativ die beste Aufteilung (Split) gesucht (ERTEL 2013, S. 205, LEICHT 2013, S. 23). Dieser Split kann binär oder in mehrere Partitionen erfolgen (ESTER & SANDER 2000, S. 127) und ist univariant, d. h. er erfolgt anhand eines einzigen Merkmals (ROKACH & MAI-

### 3 Stand der Forschung und Technik

MON 2015, S. 61). Dieser Ansatz wird oft als „divide-and-conquer“-Strategie bezeichnet (ALPAYDIN 2010, S. 185). Ein Beispiel eines Entscheidungsbaumes ist in Abbildung 22 dargestellt. Durch diesen wird der Datensatz im Merkmalsraum durch zwei sequenzielle Tests auf die Objektmerkmale  $M_1$  und  $M_2$  an den Grenzen  $g_{M1}$  und  $g_{M2}$  in die Klassen P und N geteilt.

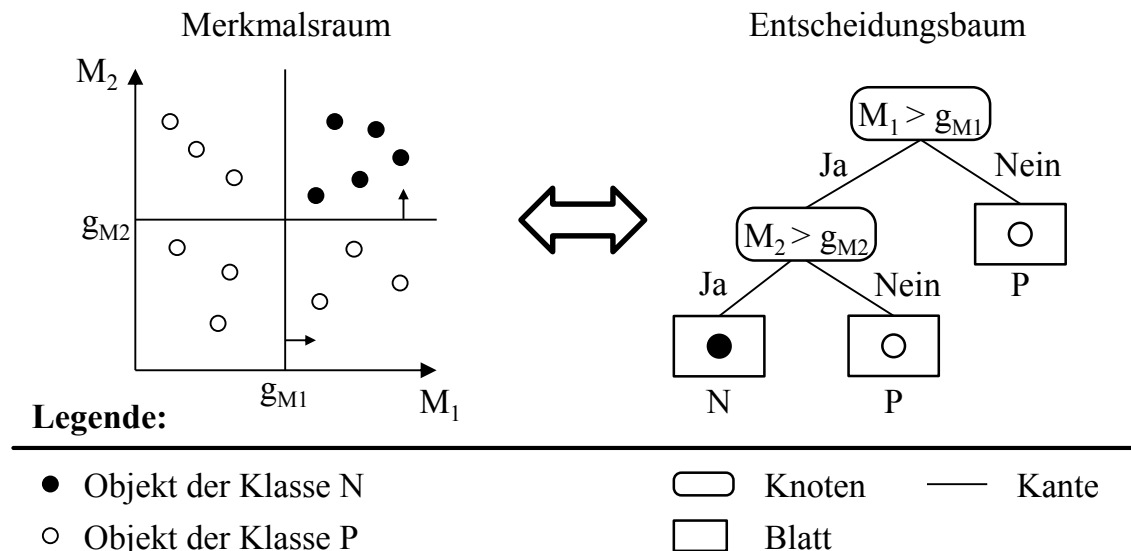


Abbildung 22: Beispiel eines Entscheidungsbaumes für einen zugehörigen Datensatz (in Anlehnung an ALPAYDIN (2010, S. 186))

Die Bewertung der Güte des Splits und damit die Auswahl des Trennmerkmals erfolgt anhand eines Partitionierungskriteriums, das die Reinheit der entstehenden Partitionen beschreibt. Ein Split ist rein, wenn alle Objekte einer Partition der gleichen Klasse angehören (ALPAYDIN 2010, S. 188). Drei der bekanntesten Partitionierungskriterien sind der Informationsgewinn, das Informationsgewinnverhältnis sowie der Gini-Index. Diese werden im Folgenden hergeleitet:

Es wird angenommen, dass bei einer Klassifikationsaufgabe der Datensatz  $C$  aus  $p$  Objekten der Klasse P und  $n$  Objekten der Klasse N besteht. Die Wahrscheinlichkeiten der Zugehörigkeit eines Objekts ergibt sich für P zu  $\frac{p}{p+n}$  und für N zu  $\frac{n}{p+n}$ . Die von einem Entscheidungsbaum benötigte Information  $I_E$  ergibt sich nach QUINLAN (1986, S. 89) aus dem Zusammenhang:

$$I_E(p, n) = -\frac{p}{p+n} \log_2 \frac{p}{p+n} - \frac{n}{p+n} \log_2 \frac{n}{p+n}. \quad (3-24)$$

Wird der Datensatz  $C$  durch das Merkmal  $A$  mit den Werten  $\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$  in  $u_m$  Partitionen  $\{C_1, C_2, \dots, C_{u_m}\}$  aufgeteilt, so beinhaltet  $C_i$  die Objekte aus  $C$  mit den Werten  $A_i$  aus  $A$ . Ferner enthält  $C_i$   $p_i$  Objekte der Klasse P und  $n_i$  Objekte

der Klasse  $N$ . Zudem sei die erforderliche Information für den Teilbaum von  $C_i$  mit  $I(p_i, n_i)$  bezeichnet. Die Entropie  $E(A)$ , welche den Informationsgehalt des entstehenden Knotens beschreibt, ergibt sich für einen Baum mit  $A$  als Wurzel nach der Formel (QUINLAN 1986, S. 89):

$$E(A) = \sum_{i=1}^{u_m} \frac{p_i + n_i}{p + n} I(p_i, n_i). \quad (3-25)$$

Der Informationsgewinn  $g_a$  für die Aufteilung anhand des Merkmals  $A$  ist nach QUINLAN (1986, S. 89) definiert als die Differenz des Informationsgehaltes von übergeordnetem Knoten und entstehendem Knoten:

$$g_a(A) = I(p, n) - E(A) \quad (3-26)$$

Ein weiteres Partitionierungskriterium ist das Informationsgewinnverhältnis  $g_r$ , welches nach QUINLAN (1993) einen normalisierten Informationsgewinn darstellt:

$$g_r(A) = \frac{g_a(A)}{E(A)} \quad (3-27)$$

In vielen Fällen stellt diese Normalisierung einen Vorteil dar (QUINLAN 1988). Darüber hinaus schlagen BREIMAN et al. (1984) sowie GELFAND et al. (1991) den sog. Gini-Index  $G_I$  als Partitionierungskriterium vor. Dieser ergibt sich für eine Klasse  $P$  durch folgenden Zusammenhang:

$$G_I = 1 - \sum_{i=1}^{u_m} \left( \frac{p}{p + n} \right)^2 \quad (3-28)$$

Anhand der beschriebenen Partitionierungskriterien wird also sukzessive ein Baum durch iterative Auswahl des besten Trennmerkmals erstellt. Ist jedoch die resultierende Untermenge nach einem Split kleiner als ein bestimmter Prozentsatz der gesamten Trainingsdaten, erhöht sich bei weiterer Teilung die Varianz, d. h. die Generalisierungsfähigkeit des Modells. Um dem vorzubeugen, werden bestimmte Abbruchkriterien bei der Bauminduktion definiert. Man spricht in diesem Zusammenhang von Pruning (ALPAYDIN 2010, S. 194).

### *Pruning*

Sehr weit verbreitet ist nach ROKACH & MAIMON (2015, S. 30) sowie ESTER & SANDER (2000, S. 132) die Verwendung bestimmter Abbruchkriterien. Gemäß diesen wird das Wachstum des Baumes gestoppt, wenn

### 3 Stand der Forschung und Technik

---

- alle Objekte einer Partition der gleichen Klasse angehören,
- die maximal definierte Baumtiefe erreicht ist,
- die minimal definierte Anzahl an Objekten für eine weitere Teilung einer Partition erreicht wird,
- die minimal definierte Anzahl an Objekten für ein Blatt unterschritten wird,
- ein sog. Vertrauenswert, der den Anteil an fehlerhaften Daten und Rauschen in einer Partition angibt, unterschritten wird sowie, wenn
- das Partitionierungskriterium für das beste Trennmerkmal unter einem definierten Schwellwert liegt.

Eine weitere Möglichkeit, eine Überanpassung eines Entscheidungsbaumes zu verhindern, ist das Beschneiden, welches als Post-Pruning bezeichnet wird. Dabei werden Teile des Baumes nachträglich, d. h. nach Beendigung der Induktionsphase, entfernt. Die Verfahren können anhand des Ablaufs in zwei Klassen unterschieden werden. Bottom-up-Verfahren starten am letzten Knoten des Baumes und prüfen in Richtung der Baumwurzel sequenziell die Relevanz der einzelnen Knoten. Da immer nur der letzte Knoten bei geringer Relevanz entfernt oder durch ein Blatt ersetzt wird, können bei dieser Vorgehensweise keine Teilbäume verloren gehen. Die am häufigsten verwendeten Bottom-up-Verfahren sind das Minimal Cost Complexity Pruning nach BREIMANN et al. (1984), das Reduced Error Pruning nach QUINLAN (1993) sowie das Minimum Error Pruning nach NIBLETT AND BRATKO (1986) (BRESLOW & AHA 1997, DÖRMANN OSUNA 2009, S. 44). Wichtigster Vertreter von Top-Down-Verfahren ist das Pessimistic Error Pruning (PEP) nach QUINLAN (1993) (BRESLOW & AHA 1997). Dieses startet an der Baumwurzel und prüft sequenziell einzelne interne Knoten. Hat das Entfernen eines Knotens keinen Einfluss auf die Klassifikationsgenauigkeit oder liegt die Minderung der Genauigkeit unterhalb eines benutzerdefinierten Schwellwertes, wird dieser einschließlich des darunter liegenden Teilbaumes entfernt. Das PEP zeichnet sich durch die hohe Geschwindigkeit aus (ROKACH & MAIMON 2015, S. 72) und liefert auch bei ungesehenen Daten gute Ergebnisse (BRESLOW & AHA 1997).

#### *Lernverfahren*

Abschließend werden in diesem Abschnitt die wichtigsten Lernverfahren zur Induktion von Entscheidungsbäumen vorgestellt. Eine Unterscheidung dieser Lernverfahren ist einerseits anhand des Partitionierungskriteriums und andererseits anhand des Prunings möglich.

Das Verfahren ID3 (Iterative Dichtomiser 3) von QUINLAN (1986) führt die Auswahl des Trennmerkmals anhand des Informationsgewinns durch. Es kann nur diskrete Merkmale verarbeiten und verzichtet auf Pruning (LEICHT 2013, S. 21, ROKACH & MAIMON 2015, S. 77). Bei seiner Weiterentwicklung, dem C4.5 von QUINLAN (1993) wird als Partitionierungskriterium das Informationsgewinnverhältnis angewandt. Darüber hinaus ist eine Verarbeitung von diskreten und numerischen Merkmalen möglich. Als Post-Pruning-Verfahren kommt das Reduced Error Pruning zum Einsatz (DÖRMANN OSUNA 2009, S. 46, ROKACH & MAIMON 2015, S. 78). Mit dem C5.0 existiert ferner eine neuere Version, die aber vor allem bei kleinen Datensätzen keine Vorteile birgt (MOORE et al. 2009). Das von BREIMANN et al. (1984) vorgestellte Verfahren CART (Classification and Regression Trees) ist ebenfalls für diskrete und numerische Merkmale geeignet. Beim Einsatz zur Klassifikation, d. h. für diskrete Zielvariablen (Klassen), kommt als Partitionierungskriterium der Gini-Index zum Einsatz. Ein Post-Pruning wird anhand des Cost Complexity Prunings durchgeführt (DÖRMANN OSUNA 2009, S. 46). Das CHAID-Verfahren (Chi-square Automatic Interaction Detectors) von Sonquist und Morgan besitzt heute keine Bedeutung mehr (ERTEL 2013, S. 203).

Das maschinelle Lernen durch Entscheidungsbäume ist nicht nur eine der einfachsten, sondern auch eine der erfolgreichsten Formen des induktiven Lernens in der Praxis (BEIERLE & KERN-ISBERNER 2014, S. 105). Dies wurde in zahlreichen Anwendungsfällen im produktionstechnischen Umfeld belegt. Im Folgenden werden exemplarisch einige Arbeiten vorgestellt.

DÖRMANN OSUNA (2009) nutzt mehrere Verfahren des maschinellen Lernens zum Aufbau eines Qualitätsregelsystems auf Basis von Prozess- und Qualitätsdaten. Entscheidungsbäume generieren in dem Vergleich die höchste Modellgüte. In der Arbeit von FERREIRO et al. (2011) zur Gratdetektion bei Bohrprozessen, welche ebenfalls mehrere Lernverfahren betrachtet, weisen Entscheidungsbäume ähnlich hohe Modellgüten wie NN auf. GEORGILAKIS (2007) stellt eine Methode zur Materialauswahl bei Wickelprozessen von Leistungstransformatoren vor. Die Modellierung des Zusammenhangs der Materialeignung und des Wickelprozesses erfolgt mittels Entscheidungsbäumen. KANG & KIM (2015) konstatieren, dass der Einsatz von Regelkarten in der Herstellung von TFT-Displays zu einer hohen Anzahl an Fehlalarmen führt. Durch den Einsatz von Entscheidungsbäumen zur Klassifikation von Alarmen konnte die Anzahl von Fehlalarmen reduziert werden. RNOWICZ et al. (2015) beschäftigen sich mit der Optimierung der Produktion von Pellets. Mittels Entscheidungsbäumen wird dabei der Zusammenhang

zwischen der Zusammensetzung der Pellets und den Prozessparametern identifiziert und somit Prozesswissen generiert. SORG (2014) verwendete in seiner Arbeit verschiedene Lernverfahren (u. a. NN und Entscheidungsbäume) zur Prädikation von Fehlern und Nacharbeitsfällen bei Fertigungsprozessen für CFK-Bauteile. Entscheidungsbäume weisen dabei die höchste Eignung unter den getesteten Lernverfahren auf.

Ein weiterer Vorteil von Entscheidungsbäumen ist die Menschenlesbarkeit, welche Plausibilitätskontrollen durch den Anwender ermöglicht (ERTEL 2013, S. 202). Darüber hinaus können Entscheidungsbaummodelle in Regelsätze überführt werden (ALPAYDIN 2010, S. 197, HAN & KAMBER 2006, S. 321). Dies ermöglicht die Anwendung der Modelle in Parallelepiped- oder Wenn-Dann-Klassifikatoren. Deren hohe Klassifikationsgeschwindigkeit in Verbindung mit einer Offline-Modell-Erstellung ermöglicht eine effiziente Art der Klassifikation. Des Weiteren sind Entscheidungsbäume robust gegenüber fehlender Daten (ROKACH & MAIMON 2015, S. 81). Demgegenüber zeigen Entscheidungsbäume Nachteile in der Genauigkeit, wenn komplexe Abhängigkeiten der Merkmale bestehen oder viele der Merkmale für die Klassifikation relevant sind. Ferner sind Entscheidungsbäume wenig robust gegenüber verrauschten Daten (ROKACH & MAIMON 2015, S. 82-83).

### 3.3 Eigenschaften und Prüfung von Batterieseparatoren

Im aktuellen Abschnitt erfolgt eine Analyse der Eigenschaften von Batterieseparatoren sowie deren Absicherung durch Prüfverfahren. Ausschlaggebend für die Auslegung von Batterieseparatoren sind zum einen die elektrochemische Funktion der LIZ sowie andererseits die Belastung während der Zellkörperherstellung. Die Eigenschaften von Batterieseparatoren sind in vielen Fällen an den konkreten Anwendungsfall (Zellchemie, Zelltyp) angepasst (ARORA & ZHANG 2004, SANTHANAGOPALAN & ZHANG 2012, S. 8717) Hieraus resultiert eine hohe Variantenvielfalt.

#### Chemische Stabilität

Das Material des Batterieseparators muss chemisch stabil gegenüber der Elektrolytflüssigkeit sowie den Elektrodenmaterialien sein, insbesondere während der stark oxidierenden und reduzierenden Bedingungen während des vollen Ladezustands der LIZ. Der Kontakt zu den Materialien darf nicht zum Zersetzen oder



zum Verlust an mechanischer Festigkeit führen. Um dies abzusichern, werden die Materialien kalendarischen Lebensdauertests unterzogen (ZHANG 2007).

#### **Dicke**

Eine geringe Materialdicke ist Voraussetzung für eine hohe Energie- und Leistungsdichte von LIZ. Gleichzeitig geht eine geringere Dicke aber auch mit einer geringen mechanischen Festigkeit der Materialien einher. Heute sind je nach Anwendung Dicken zwischen 7 und 40  $\mu\text{m}$  verfügbar. Die Gleichmäßigkeit der Dicke ist zudem wichtig für eine hohe Lebensdauer von LIZ. Die Prüfung der Materialdicke erfolgt nach den Normen ASTM 5947-96 (1996) und ASTM 2103 (2015) unter Verwendung von geeigneten Mikrometerschrauben (SANTHANAGOPALAN & ZHANG 2012, S. 8726, SPOTZNITZ 2011, S. 709, ZHANG 2007).

#### **Porosität**

Eine angemessene Porosität von Batterieseparatoren, welche typischerweise ca. 40 % beträgt, ist erforderlich, um eine ausreichende Menge Elektrolytflüssigkeit aufnehmen zu können sowie für eine hohe Permeabilität. Kommerziell verfügbare Materialien haben Porositäten im Bereich von 30-50 %. Eine ungleichmäßige Porosität führt zu ungleichen Stromdichteverteilungen in der LIZ und so zu einer beschleunigten Alterung sowie zum Wachstum von metallischem Lithium auf der negativen Elektrode. Die Standardtestmethode ist nach ASTM 2873 (1999) eine Bestimmung der zugänglichen Porosität mittels Quecksilber-Porosimetrie. Darüber hinaus wird die Gesamtporosität oft auch über die Geometrie, das Gewicht und die Materialdicke berechnet (ARORA & ZHANG 2004, SPOTZNITZ 2011, S. 710, WEBER & ROTH 2013, S. 80, ZHANG 2007).

#### **Porengröße**

Die Porengröße muss kleiner sein als die Partikelgröße der Elektrodenmaterialien inklusive aller Bestandteile der Aktivmaterialien, um den Kontakt durch lose Partikel und zudem ein Dendritenwachstum in der LIZ zu verhindern. In der Praxis haben sich Materialien mit Poren im Submikrometerbereich (0,03-0,1  $\mu\text{m}$ ) bewährt, die durch ihre tortuose Struktur die Migration von Partikeln von einer Elektrode zur anderen verhindern können. Aus den genannten Gründen der Stromdichteverteilung muss die Porengröße ebenfalls homogen über die Fläche ausgeprägt sein. Die Bestimmung der Porengröße und ihrer Verteilung kann über ein Porosimetrieverfahren (Quecksilber-Porosimetrie nach ASTM 2873 (1999) oder Capillary Flow Porosimetrie nach ASTM E128-99 (2011)) oder über eine Analyse mittels eines Rasterelektronenmikroskops nach ASTM 1294 (1999)

### 3 Stand der Forschung und Technik

---

erfolgen (SANTHANAGOPALAN & ZHANG 2012, S. 8726, SPOTZNITZ 2011, S. 710, WEBER & ROTH 2013, S. 80, ZHANG 2007).

#### **Permeabilität**

Eine gleichmäßige Permeabilität ist ebenfalls wichtig für eine homogene Stromdichteverteilung in der LIZ. Zur Bestimmung der Permeabilität kann der elektrische Widerstand des mit Elektrolyt gefüllten Batterieseparators gemessen werden. Dies ist sehr schwierig und aufwändig. Für eine gegebene Morphologie ist der elektrische Widerstand jedoch proportional zur Luftdurchlässigkeit der Membranen. Aus diesem Grund wird die Permeabilität typischerweise durch die Luftdurchlässigkeit nach Gurley bestimmt. Diese ist definiert als die Zeit, die eine bestimmte Menge Luft braucht, um unter konstantem Druck durch eine bestimmte Fläche gepresst zu werden. Sie wird in der Einheit  $\frac{s}{100 \text{ ml}}$  ausgedrückt.

Die Testmethode ist in ASTM 726 (2003) beschrieben und kann nach einmaligem Referenzieren des Gurley-Wertes zum elektrischen Widerstand verwendet werden. Kommerziell verfügbare Materialien haben Gurley-Werte im Bereich von 20-26 s (SANTHANAGOPALAN & ZHANG 2012, S. 8726, WEBER & ROTH 2013, S. 80, ZHANG 2007).

#### **Mechanische Eigenschaften**

Limitierend für die Taktrate der LIZ-Herstellung ist nicht der Maschinenbau, sondern die Qualität und die mechanischen Eigenschaften des Batterieseparators (PETTINGER 2013a, S. 227). Batterieseparatoren müssen vor allem im Hinblick auf Wickelprozesse zur Zellkörperherstellung eine hohe Zugfestigkeit in Maschinenrichtung aufweisen. Diese wird nach ASTM 638 (2014) bestimmt. Darüber hinaus darf sich das Material in Maschinenrichtung nicht dehnen, weil hieraus eine Reduktion der Breite und somit ein Kontakt der Elektroden an den Rändern resultieren würde. Deshalb ist auch der E-Modul des Materials eine wichtige Größe. Da dieser relativ schwer zu messen ist, wird oft auch die 0,2%-Dehngrenze angegeben. Bei der Zellkörperherstellung werden darüber hinaus Elektroden und Batterieseparatoren aneinandergedrückt. Die Beschichtung der Elektroden besteht aus Partikeln der Größenordnung 10  $\mu\text{m}$ . Batterieseparatoren müssen deshalb eine hohe Widerstandsfähigkeit gegen Partikeldurchstoß aufweisen. Diese Größe kann durch zwei verschiedene Verfahren bestimmt werden. Bei der Ermittlung der Mix Penetration Strength wird ein Batterieseparator zwischen zwei kommerziell gefertigte Elektroden gelegt, mit einem Stempel Druck bis zum elektrischen Kurzschluss appliziert und dabei der elektrische Widerstand gemessen. Alternativ wird die Durchstoßfestigkeit des Batterieseparators be-

stimmt, welche der Kraft entspricht, die benötigt wird, um eine frei schwebende Membran mittels einer definierte Nadel zu durchstoßen (ARORA & ZHANG 2004, SPOTNITZ 2011, S. 709-710, WEBER & ROTH 2013, S. 81-82).

#### **Benetzung**

Batterieseparatoren sollen schnell benetzen und den Elektrolyten dauerhaft aufnehmen. Dies ist zum einen wichtig für die Lebensdauer und die Leistungsfähigkeit der LIZ. Eine mangelnde Benetzung erhöht den Innenwiderstand der Zelle und birgt die Gefahr der Dendritenbildung. Zum anderen ist eine gute Benetzung erforderlich für hohe Produktionsraten bei der Befüllung. Für die Ermittlung der Benetzbarkeit gibt es keinen standardisierten Test. Die einfache Applizierung eines Tropfen Elektrolyts und die Beobachtung der Flüssigkeitsaufnahme ist ein guter Indikator für eine ausreichende Benetzbarkeit (WEBER & ROTH 2013, S. 81, ZHANG 2007).

#### **Thermische Stabilität**

Insbesondere bei großformatigen Zellen ist die thermische Stabilität eine kritische Materialgröße. Bei höheren Temperaturen neigen Batterieseparatoren aufgrund der unterschiedlichen Dichten zwischen kristallinen und amorphen Phasen der Polyolefine zu schrumpfen. Bei einem Schrumpftest werden die Abmessungen eines Batterieseparators initial bestimmt und anschließend nach Auslagerung bei bestimmten Temperaturen erneut gemessen. Der Schrumpf ergibt sich schließlich aus der Differenz der Messwerte (WEBER & ROTH 2013, S. 80, ZHANG 2007).

#### **Fehlerfreiheit**

Zusätzlich zu den genannten Eigenschaften ist es für die Funktion einer LIZ essenziell, dass der Batterieseparator keinerlei lokale Fehlstellen, wie bspw. Pinholes, Gel-Partikel, Falten oder Kontaminationen, aufweist (ARORA & ZHANG 2004, SANTHANAGOPALAN & ZHANG 2012, S. 8728). Eine systematische Auflistung von Fehlern und Fehlertoleranzen bei Batterieseparatoren sowie deren Ursachen existiert in der Literatur nicht. Darüber hinaus gibt es kein Standardverfahren zur Erkennung von Fehlern in Batterieseparatoren. Ferner muss festgehalten werden, dass eine Absicherung der Fehlerfreiheit nicht über eine Laborprüfung einzelner Proben erfolgen kann. Hierzu ist eine vollflächige Prüfung des Materials erforderlich. Die essenzielle Voraussetzung bei einer 100-Prozent-Prüfung ist die Zerstörungsfreiheit des Verfahrens. Hierzu werden bspw. durch die ISRA

VISION AG (2012) sowie die DR. SCHENK GMBH (2016) Zeilenkamerasysteme zur Prüfung von Batterieseparatoren eingesetzt.

#### 3.4 Optische Prüfung von Bahnwaren

Der derzeitige Stand der Technik zur Prüfung der Fehlerfreiheit von Batterieseparatoren erfordert eine Erweiterung des Betrachtungsfokus. Die Herstellung von Batterieseparatoren ist vergleichbar zu typischen Bahnwaren. GREINER et al. (1997) definieren Bahnwarenmaterialien als „breite, endlos gefertigte Produkte (...)“, deren „Herstellung (...) über einen kontinuierlichen Fertigungsprozess mit einer relativ hohen, nahezu konstanten Transportgeschwindigkeit“ erfolgt. Unter diesem Begriff werden Folien, Papier sowie Vliesstoffe subsummiert (GREINER et al. 1997, SMITH 2007, S. 2).

Hinsichtlich auftretender Ungängen in Bahnwaren hat SMITH (2007) ein umfassendes Kompendium ausgearbeitet, welches neben der Klasse eine Beschreibung sowie Informationen zu Ursachen und Abhilfen enthält. Die Ungängen von Bahnwaren sind in die Klassen allgemeine Fehler, Bahnprofilfehler, Randfehler und Falten eingeteilt. Des Weiteren sind spezifische Klassen nach Prozessen, bei denen sie auftreten, wie Papierherstellung, Kalandrieren, Beschichten, Extrusion, Handhabung sowie Schneiden, aufgeführt. Da Batterieseparatoren durch Extrusionsprozesse hergestellt werden, sind punktförmige und lineare Ungängen aus der Folienextrusion für die vorliegende Arbeit von Relevanz. Die durch SMITH (2007, S. 316-347) gegebenen Klassen sind in Tabelle 5 aufgelistet. Diese hat jedoch keinen Anspruch auf Vollständigkeit und umfasst lediglich die häufigsten Ungängen (SMITH 2007). Auf die Darstellung großflächiger Effekte, Bahnabriss oder die Aufwicklung betreffende Einflüsse wird hier aufgrund des fehlenden Bezugs zur Prüfung auf lokale Ungängen verzichtet.

Zur 100-Prozent-Prüfung extrudierter Folien auf Ungängen ist laut PHILLIPS (2008, S. 195) die Bildverarbeitung die einzige wirtschaftliche Alternative. Die Entscheidung über Fehler oder Nicht-Fehler erfolgt dabei anhand einer Prüfvorschrift, welche Informationen zu den Toleranzen für die jeweilige Materialart enthält. Bei Vliesstoffen sind Ungängen ab einer Größe von 1 mm (GREINER et al. 1997), bei Papier ab 0,5 mm als Fehler einzustufen (POLLEX & DAU 2013, S. 609). Bei Folien variiert die Fehlertoleranz stark nach Anwendungsfall. Die geringsten Toleranzen bestehen bei technischen Folien und bei Lebensmittelfolien mit ca. 200 µm sowie bei optischen Folien mit 100 µm (SEEN & HISSMANN

2010). Diese weisen jedoch aufgrund der fehlenden Porosität im Vergleich zu Batterieseparatoren grundlegend unterschiedliche Materialeigenschaften auf. Als wesentliche optische Eigenschaften von Bahnwaren nennen WALENSKI (2010) und POLLEX & DAU (2013, S. 590-593) die Opazität, den Glanz sowie die Homogenität des Materials.

*Tabelle 5: Fehlerarten in extrudierten Folien nach SMITH (2007, S. 316-347)*

<b>Ungänze</b>	<b>Beschreibung</b>
Gel-Partikel	Kunststoffpartikel
Kontamination	Fremdpartikel (intern oder oberflächlich)
Belagbildung	Oberflächlicher Partikel (Eigenmaterial)
Lufteinschluss	–
Mulde	–
Loch	–
Kratzer	Kratzer in Maschinenrichtung
Riss	Risse oder Schnitte (meist im Randbereich)
Abdruck	Periodische Abdrücke
Blase	Lufteinschluss mit Partikel im Zentrum

### 3.5 Zusammenfassung und Handlungsbedarf

In Kapitel 3 wurden die im Hinblick auf die Zielsetzung der vorliegenden Arbeit relevanten Vorarbeiten betrachtet. In diesem Rahmen wurde zunächst der Stand der Technik und Forschung in Bezug auf verfügbare Methoden entlang der Bildverarbeitungskette dargestellt. Zusammenfassend kann gesagt werden, dass hierbei eine hohe Variantenzahl vorherrscht. Das geeignetste Verfahren muss für jeden Schritt der Bildverarbeitungskette spezifisch für den jeweiligen Anwendungsfall gezielt ausgewählt werden.

Darüber hinaus wurden Prüfverfahren bei Batterieseparatoren betrachtet. Die Absicherung von Materialeigenschaften geschieht mittels standardisierter Laborverfahren. Demgegenüber ist eine Absicherung der notwendigen Fehlerfreiheit der Produktion an ausgewählten Proben im Labor nicht möglich. Hierzu muss ein Verfahren zur 100-Prozent-Prüfung des Materials eingesetzt werden. Eine einfache Adaption aus anderen Anwendungsfällen der Bahnwarenprüfung ist aufgrund abweichender Materialeigenschaften sowie auftretender Unganzen nicht möglich. In zwei Fällen wurde dies mittels Zeilenkamarasystemen aus der

Bahnwarenprüfung umgesetzt. Eine wesentliche Einschränkung dieser Ansätze resultiert aus der hohen Variantenvielfalt von Batterieseparatoren. Da die Eigenschaften der Materialien (bspw. Dicke, Porosität) jeweils an den Anwendungsfall (bspw. Zelltyp, Zellchemie) angepasst sind, resultiert eine hohe Zahl unterschiedlicher Materialien, Herstellungsprozesse, Materialstrukturen sowie Eigenschaften. Folglich verursachen heutige Bildverarbeitungssysteme, deren Bildverarbeitungsketten nicht an die Anforderungen der Prüfung von Batterieseparatoren angepasst sind, hohe manuelle Anpassungsaufwände bei jeder Anpassung der Produktionsparameter. Des Weiteren geschieht die Parametrierung der Bildverarbeitungssysteme selbst auf Basis von Erfahrungswissen. Dies ist nicht reproduzierbar und erfordert speziell ausgebildetes Personal (HUBER et al. 2015). Darüber hinaus muss ein zielführender Prüfansatz in Abhängigkeit auftretender Ungängen erfolgen. Aufgrund spezifischer Herstellungsprozesse ist deren Auftreten und Ausprägung jedoch materialspezifisch.

Ein fehlendes Element im Stand der Technik ist daher ein Verfahren zur automatisierten Klassifikation von auftretenden Ungängen. Dies ist aufgrund der porösen Struktur von Batterieseparatoren und der damit verbundenen hohen Anzahl an Ungängen mit unterschiedlichen Einflüssen auf die Qualität der Materialien von entscheidender Bedeutung (HUBER et al. 2016a). Rein expertenbasierte Ansätze zur Klassifikation, einschließlich einer manuellen Ableitung von Klassifikationsregeln, sind hierbei aufgrund der Vielzahl an Merkmalen sowie der hohen Anzahl an Klassen von auftretenden Ungängen nicht zielführend (HUBER et al. 2015). Eine Lösungsmöglichkeit besteht in der Anwendung von Klassifikationsalgorithmen in Kombination mit KDD-Prozessen. Die vorgestellten Klassifikationsmethoden, NN, SVM und Entscheidungsbäume, haben sich bereits in vielen Anwendungen im produktionstechnischen Umfeld als valide erwiesen. Bislang wurden diese aber noch nicht zur Klassifikation von Ungängen in Batterieseparatoren angewandt.

Demzufolge besteht der Handlungsbedarf in der Entwicklung eines Verfahrens zur vollflächigen Prüfung von Batterieseparatoren sowie zur Klassifikation auftretender Ungängen im Hinblick auf deren Einfluss auf die Materialqualität.

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

### 4.1 Vorgehensweise

Im folgenden Kapitel wird entsprechend des abgeleiteten Handlungsbedarfs ein Verfahren zur zerstörungsfreien 100-Prozent-Prüfung von Batterieseparatoren einschließlich der Klassifikation auftretender Ungängen entworfen. Hierzu wird zunächst eine geeignete Vorgehensweise, welche die Anforderungen mechatronischer Systeme berücksichtigt, vorgestellt.

Ein Vorgehensmodell, welches die wachsende Interdisziplinarität in Entwicklungsprozessen und die damit einhergehenden Herausforderungen berücksichtigt, stellt die VDI 2206 dar (REINHART et al. 2011). Diese basiert auf dem aus der Softwareentwicklung bekannten V-Modell (BELLALOUNA 2009, VDI 2206 2004). Die VDI 2206 wurde gemäß den Anforderungen der Mechatronik angepasst und beinhaltet daher eine domänenspezifische Aufteilung der Entwurfsphase mit ausgeprägten Rückkopplungen (MAUDERER 2011). Aus diesem Grund erfolgt der Entwurf eines zerstörungsfreien Prüfverfahrens für Batterieseparatoren in Anlehnung an die VDI 2206. Im Folgenden wird die Vorgehensweise in Bezug auf die vorliegende Aufgabenstellung erläutert (vgl. Abbildung 23).

Die Basis stellt die Formulierung von Anforderungen an das zerstörungsfreie Prüfverfahren dar, die zugleich die Grundlage für die spätere Bewertung bildet. Hierbei ist zunächst die Betrachtung der technischen Rahmenbedingungen in Bezug auf den Herstellungsprozess (vgl. Abschnitt 2.2) sowie die Materialeigenschaften (vgl. Abschnitt 3.3) erforderlich. Diese beiden Betrachtungsfelder werden unter *technischen Anforderungen* subsummiert (vgl. Abschnitt 4.2.1). Ferner ist ein wesentlicher Bestandteil der Prüfung von Batterieseparatoren die Klassifikation der detektierten Ungängen, um den Qualitätseinfluss einordnen zu können. Hierfür ist ein Prozess zur automatisierten Klassifikation auf Basis maschineller Lernalgorithmen auszuwählen (vgl. Abschnitt 3.2.5). Eine Betrachtung der Erfordernisse des Lernverfahrens erfolgt im Rahmen von *prozessualen Anforderungen* (vgl. Abschnitt 4.2.2).

Da die verschiedenen zerstörungsfreien Prüfverfahren anwendungsfallspezifische Vor- und Nachteile aufweisen, erfolgt in einem ersten Schritt die Auswahl der Klasse der ZfP (vgl. Abschnitt 4.3). Diese Auswahl erfolgt auf Basis der technischen Anforderungen. Anschließend wird das Verfahren im Hinblick auf den folgenden Verfahrensentwurf in Teilfunktionen zerlegt.

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

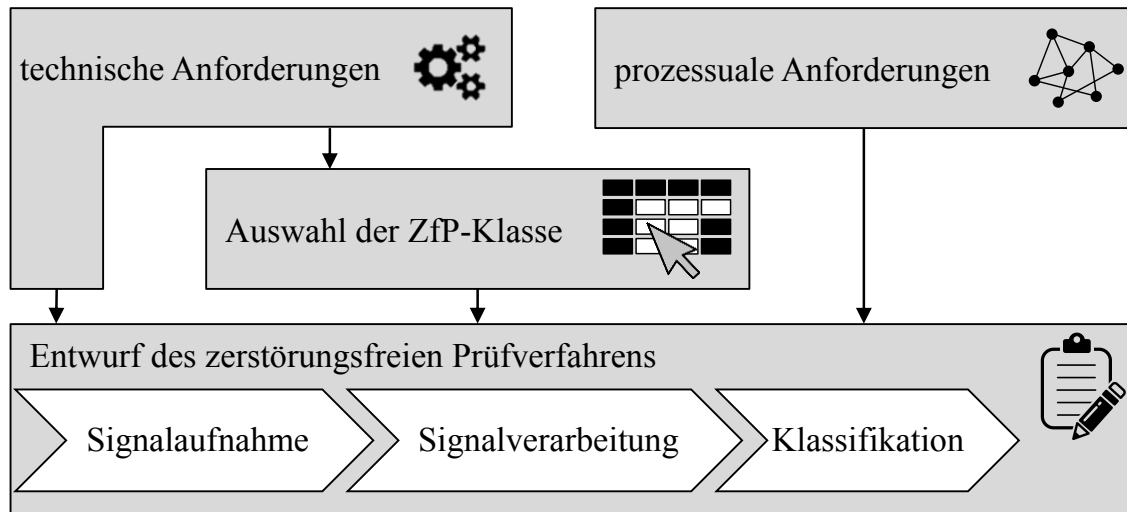


Abbildung 23: Schrittweiser Verfahrensentwurf unter Einbezug technischer und prozessualer Anforderungen (HUBER et al. 2016b)

Der Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens erfordert zudem eine Betrachtung von Randbedingungen (vgl. Abschnitt 4.4.1), die im Hinblick auf die physikalischen Wirkprinzipien der ausgewählten ZfP-Klasse auftreten sowie eine Definition von Muster-Ungängen (vgl. Abschnitt 4.4.2). Darauf aufbauend erfolgt der Entwurf der einzelnen Schritte nach den Teilfunktionen getrennt (vgl. Abschnitt 4.4.3). Das Zusammenwirken kann später durch die technische Umsetzung des Verfahrens untersucht werden (vgl. Kapitel 6 und 7).

### 4.2 Anforderungen an ein zerstörungsfreies Prüfverfahren für Batterieseparatoren

Um das Ziel eines Verfahrensentwurfs in der spezifischen Problemstellung zu erreichen, müssen sowohl technische als auch prozessuale Anforderungen erfüllt werden (HUBER et al. 2016b). Diese werden im Folgenden hergeleitet.

#### 4.2.1 Technische Anforderungen

Technische Anforderungen an das zerstörungsfreie Prüfverfahren im vorliegenden Anwendungsfall lassen sich aus den Eigenschaften des Prüfobjekts (vgl. Abschnitt 3.3), den technischen Rahmenbedingungen des Einsatzes der ZfP (vgl. Abschnitt 2.3.3) sowie des zu ermittelnden Qualitätskennwertes, d. h. der Beschaffenheit der Ungängen, die die Funktion einer LIZ beeinträchtigen können (vgl. Abschnitt 2.2.2), ableiten.



## 4.2 Anforderungen an ein zerstörungsfreies Prüfverfahren für Batterieseparatoren

---

Batterieseparatoren bestehen typischerweise aus den Polyolefinen PE oder PP sowie Materialkombinationen. Ihre Fähigkeit der Aufnahme und Speicherung der Elektrolytflüssigkeit in der Zelle erfordert eine hohe Porosität im Bereich von 40 % des Volumens (vgl. Abschnitte 2.3.1 und 3.3). In Bezug auf eine ZfP ergeben sich hieraus folgende Anforderungen:

- Die verwendeten Materialien PE und PP sind nicht leitend. Eine Eignung des Prüfverfahrens für nicht leitende Materialien ist daher zwingend erforderlich. Allgemeiner gesprochen, muss das betrachtete Verfahren eine Darstellung des Prüfmerkmals, d. h. der Ungängen, ermöglichen.
- Die Porosität der Materialien erzeugt in Bezug auf den Rohmaterialzustand eine äußerst druckempfindliche Folie. Eine Prüfung des Materials kann daher nur zerstörungsfrei erfolgen, wenn das Verfahren berührungsfrei ist.

Die Herstellung von mikroporösen Batterieseparatoren erfolgt durch einen Extrusionsprozess nach dem Trocken- oder dem Nassverfahren (vgl. Abschnitt 2.3.3). Aufgrund der Forderung nach einer Absicherung der Separatorqualität vor der Einschleusung in die Zellherstellung soll die ZfP in der vorliegenden Arbeit im Herstellungsprozess betrachtet werden. Der Einsatz der ZfP soll vor dem Aufwickeln des in Längsrichtung geschnittenen Materials als Warenausgangskontrolle erfolgen. Die Materialbreite entspricht daher der Breite der Zelle, in der der Batterieseparator eingesetzt werden soll. Nach DIN SPEC 91252 (2011) beträgt diese für prismatische Zellen zwischen 85 und 115 mm. Hieraus folgen für ein zerstörungsfreies Prüfverfahren folgende Anforderungen:

- Die Transportgeschwindigkeit der Materialbahnen beträgt  $100 \frac{\text{m}}{\text{min}}$ . Dies ist die maßgebliche Geschwindigkeit, die die Dauer der physikalischen Prozesse der Anregung sowie die Datenaufnahme und die Datenverarbeitung limitiert.
- Die Forderung einer 100-Prozent-Prüfung (vgl. Abschnitt 3.3) zur Detektion der Ungängen erfordert eine Prüfung im Prozesstakt und damit die Integrierbarkeit in den Prozess. Darin inbegriffen sind die Anregung, die Datenaufnahme und die Datenverarbeitung.
- Die Implementierung der ZfP in den Produktionsprozess von Batterieseparatoren muss wirtschaftlich möglich sein. Daher müssen insbesondere die Investitionskosten der Verfahrensklasse berücksichtigt werden.

Eine Optikauswahl bei Messsystemen, wie bspw. nach VDA 5 (2011), basiert auf der Toleranz des zu messenden Merkmals. Das Ziel der ZfP im vorliegenden

Anwendungsfall ist jedoch die Detektion von Ungängen (vgl. Abschnitte 2.4 und 3.3), die das Gebrauchsverhalten und damit die Funktion von LIZ stören. Eine Ungänge ist das Resultat eines Störeinflusses oder von statistischen Effekten während des Herstellungsprozesses. Es handelt sich daher nicht um eine Zielgröße eines Produktionsprozesses für die eine Aussage über eine Toleranz getroffen werden kann. Eine Bestimmung der notwendigen Ortsauflösung kann daher nur aus Sicht der Prüftechnik erfolgen.

Batterieseparatoren werden nicht im Reinraum produziert und sind daher Umgebungseinflüssen, wie Staub, ausgesetzt. Eine Detektion von Ungängen unter 100  $\mu\text{m}$  ist aufgrund dieser Störsignale nicht umsetzbar (SEEN & HISSMANN 2010). Ausgehend von dieser Grenze muss gemäß dem Shannon-Nyquist-Abtasttheorem die Ortsauflösung maximal halb so hoch sein (vgl. Formel 3–5). Da für eine Klassifikation Objektmerkmale zu berechnen sind, muss diese Mindestanforderung verschärft werden. Die Forderung nach einer niedrigen Ortsauflösung ist jedoch konkurrierend mit der Forderung nach einem großen Sichtfeld (vgl. Formel 3–6). Es wird daher eine fünffache örtliche Abtastfrequenz gewählt. Dies bedeutet, dass eine Ungänge der minimalen Größe 100  $\mu\text{m}$  im Signal mit 25 Datenpunkten beschrieben wird. Hieraus folgt für das Prüfverfahren eine maximale Auflösung von 20  $\mu\text{m}$ .

### 4.2.2 Prozessuale Anforderungen

Darüber hinaus sind hinsichtlich des Entwurfs des zerstörungsfreien Prüfverfahrens prozessuale Anforderungen einzuhalten. Diese ergeben sich aus der Signalverarbeitung und insbesondere der Klassifikation der detektierten Ungängen (vgl. Abschnitte 2.5, 2.6 und 3.2.5).

- Das Klassifikationsverfahren muss eine hohe Genauigkeit aufweisen. Dies ist die wesentliche Voraussetzung, um den Qualitätseinfluss von Ungängen erfassen zu können.
- Die hohe Geschwindigkeit der laufenden Materialbahn im Herstellungsprozess stellt hohe Anforderungen an die Signalverarbeitung und die Geschwindigkeit des Klassifikationsalgorithmus in der Klassifikationsphase.
- Es existiert bislang zwar keine systematische Auflistung von Ungängen in Batterieseparatoren, jedoch hat SMITH (2007) gezeigt, dass bei Extrusionsfolien allgemein mit einer Vielzahl an unterschiedlichen Klassen von Ungängen zu rechnen ist (vgl. Abschnitt 3.4). Der Klassifikationsalgorithmus muss daher eine Mehrklassen-Fähigkeit aufweisen.

- Da die Klassifikation eine Aufgabe des überwachten Lernens ist, muss hinsichtlich der Funktionsmodellierung eine Zuordnung eines Objekts zu einer der vorgegebenen Klassen durch Expertenwissen erfolgen. Um dieses integrierte Prozesswissen nach der Funktionsmodellierung für eine Plausibilitätskontrolle nutzbar zu machen, ist eine Menschenlesbarkeit des Klassifikationsmodells erforderlich.
- Die Komplexität sowie die Menge der generierten Daten bei der Prüfung von Batterieseparatoren erfordert eine hohe Robustheit des Klassifikationsalgorithmus gegenüber fehlenden oder falschen Objektmerkmalen.
- Die Ermittlung der Parameter stellt einen wesentlichen Nachteil heutiger zerstörungsfreier Prüfansätze für Batterieseparatoren dar (vgl. Abschnitt 3.3). Ein optimales Verfahren soll im Sinne einer hohen Wirtschaftlichkeit und Praxistauglichkeit geringe manuelle Aufwände zur Parameterbestimmung erzeugen.
- Die hohe Variantenvielfalt von Batterieseparatoren in Bezug auf die Materialeigenschaften (vgl. Abschnitt 3.3) erfordert ein Verfahren mit einer hohen Flexibilität der Verarbeitungs- und Klassifikationsparameter. In Bezug auf die Klassifikation ist hierzu insbesondere eine geringe Trainingszeit des Algorithmus erforderlich.
- Viele heutige Bildverarbeitungssysteme nutzen regelbasierte oder Parallelepiped-Klassifikatoren aufgrund deren hohen Verarbeitungsgeschwindigkeiten (vgl. Abschnitt 3.2.5). Klassifikationsalgorithmen, welche eine Induktion von Wenn-Dann-Regeln ermöglichen, schaffen hierzu Kompatibilität und sind daher vorteilhaft.

### 4.3 Auswahl der Klasse der zerstörungsfreien Prüfung

Ziel des vorliegenden Abschnittes ist die Auswahl der Klasse des zerstörungsfreien Prüfverfahrens und die anschließende Zerlegung des Verfahrens in Teilfunktionen. Die maßgeblichen Anforderungen sind die im vorherigen Abschnitt deduzierten technischen Anforderungen, welchen die in Abschnitt 2.4 erläuterten Klassen der ZfP gegenübergestellt werden. Das Ergebnis der Auswahl der ZfP-Klasse ist nach HUBER et al. (2016b) in Tabelle 6 zusammengefasst.

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

Tabelle 6: Auswahl des zerstörungsfreien Prüfverfahrens (HUBER et al. 2016b)

+: Anforderung erfüllt -: Anforderung nicht erfüllt	optisch	kapillar	magnetisch	thermisch	elektrisch	akustisch	Durchstrahlung
Darstellung des Prüfmerkmals	+	+	-	-	-	+	+
Berührungsfreiheit	+	-	-	+	+	-	+
Geschwindigkeit	+	-	-	+	+	-	+
Integrierbarkeit	+	-	-	-	+	-	-
Auflösung	+	+	+	+	+	+	+
Investitionskosten	+	+	+	-	+	+	-

Hinsichtlich der Fähigkeit zur Prüfung nichtleitender Materialien sind elektrische und magnetische Verfahren nicht geeignet, da die Prüfprinzipien auf der Induktion von Strömen im Material basieren. Eine Eignung thermischer Verfahren ist ferner nicht gegeben, da PE und PP im Infrarotbereich eine hohe Transparenz aufweisen und als dünne Folien daher nicht sichtbar sind. Für die übrigen Verfahrensklassen herrschen hinsichtlich einer Darstellbarkeit von Ungängen in Batterieseparatoren keinerlei Einschränkungen.

Bei Kapillarverfahren wird flüssiges, farbiges Eindringmittel auf das Bauteil aufgebracht. Bei magnetischen Verfahren werden zur Sichtbarmachung des Magnetfeldes Suspensionen aus ferromagnetischen Teilchen sowie Öl genutzt. In Bezug auf die vorliegende Materialstruktur können diese Verfahren daher nicht als berührungsfrei eingestuft werden. Des Weiteren wird bei der akustischen Prüfung (Ultraschall) entweder ein Ultraschallkopf in direkten Kontakt mit dem Prüfobjekt gebracht oder ein Koppelmedium verwendet. Beides ist in Bezug auf das vorliegende Material nicht als berührungsfrei zu bewerten. Die weiteren Verfahren sind berührungsfrei.

Die Geschwindigkeit von Kapillarverfahren und magnetischen Verfahren ist aufgrund der Applikation der Hilfsstoffe sehr eingeschränkt. Die Geschwindigkeit thermischer Verfahren ist abhängig von der Dauer der Wärmeleitung und daher im Vergleich zu optischen, elektrischen oder Durchstrahlungsverfahren relativ gering. Bei der vorliegenden Prüfung im Durchlauf ist jedoch eine Anre-

gung örtlich versetzt denkbar, sodass bei der Signalaufnahme die thermischen Effekte bereits ausgeprägt sind. Bei Ultraschallverfahren ist die notwendige Geschwindigkeit nicht erreichbar, da das Verfahren sehr indirekte Messwerte liefert und daher die Interpretation des Signals stets manuell erfolgen muss.

In Bezug auf die Integrierbarkeit in den Prozess ist die Verwendung der genannten Hilfsstoffe für Kapillar- und magnetische Verfahren ebenfalls nicht möglich. Thermische Verfahren sind grundsätzlich in den Prozess integrierbar, jedoch bedingen die hohen Auflösungen im Vergleich zu optischen Systemen eine Vielzahl an Kameras. Dies würde die ohnehin hohen Investitionskosten weiter steigern. Die Integrierbarkeit von akustischen Verfahren wird ebenfalls aufgrund des erforderlichen direkten Kontaktes bzw. der Applikation eines Koppelmediums ausgeschlossen. Eine Integration von Durchstrahlungsverfahren ist aufgrund der erforderlichen Abschirmung aus Sicht des Strahlenschutzes erschwert. Die damit verbundene massive Bauweise sowie die räumliche Trennung bedingen zudem hohe Investitionskosten. Bei optischen und elektrischen Verfahren ist eine Prozessintegration uneingeschränkt möglich.

Durch die geforderten Auflösungen ergeben sich keine weiteren Einschränkungen. Es existieren jeweils ein oder mehrere spezifische Verfahren, die eine Auflösung niedriger als 20  $\mu\text{m}$  ermöglichen (vgl. BERGMANN & ZABLER 2006, S. 368-373).

Auf Basis der Bewertung der Verfahrensklassen zeigt sich die optische Prüfung als einzig geeignete im Lösungsraum der ZfP. Die Schritte einer optischen Prüfung und der folgenden Bildverarbeitung sind gut abgrenzbar und erlauben daher eine Zerlegung in folgende fünf Teilfunktionen (vgl. Abschnitte 2.5 und 3.2):

- Bildaufnahme
- Bildvorverarbeitung
- Segmentierung
- Merkmalsextraktion
- Klassifikation

## 4.4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

Im aktuellen Abschnitt erfolgt der Entwurf der Bildverarbeitungskette auf Basis der technischen und prozessualen Anforderungen (vgl. Abschnitt 4.2). Darüber hinaus ergeben sich jedoch durch das physikalische Wirkprinzip des zerstörungs-

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

---

freien Prüfverfahrens spezifische Gegebenheiten bei der Signalaufnahme, die zunächst analysiert werden müssen. Des Weiteren ist für die Auslegung einer Bildverarbeitung im Anschluss an die Definition der Anforderung eine Auswahl an Musterteilen, d. h. im vorliegenden Fall eine Auswahl an Ungängen, vorzunehmen (DEMANT et al. 2011, S. 382).

### 4.4.1 Randbedingungen bei der optischen Detektion von Ungängen

Wie in Abschnitt 3.2.1 beschrieben, kommt der Bildaufnahme als erstem Schritt der Bildverarbeitungskette entscheidende Bedeutung zu. Information, die hier nicht erfasst wird, erzeugt Nachteile in der Verarbeitungszeit, den Entwicklungskosten oder der Bildqualität. Das Ziel bei der Auslegung der Bildaufnahme ist es, dem Bildverarbeitungssystem ein Bild mit optimalem Kontrast anzubieten. Hierzu muss eine Anpassung an die optischen Eigenschaften des Objekts erfolgen (vgl. Abschnitt 3.2.1). Die wesentlichen optischen Eigenschaften bei Bahnwaren sind die Opazität, der Glanz sowie die Homogenität des Materials (vgl. Abschnitt 3.4). In Bezug auf Batterieseparatoren besteht hinsichtlich dieser optischen Eigenschaften eine Vielzahl an Einflussfaktoren. Maßgeblich sind hierbei neben unterschiedlichen Materialien (PE, PP) oder unterschiedlichen Herstellungsverfahren (Trocken-, Nassverfahren, sowie Mischformen) vor allem die in Abschnitt 3.3 genannten Eigenschaften Dicke, Porosität und Porengröße. Die Summe an Einflussfaktoren, deren Ausprägungen sowie die optische Eigenschaften, auf die sie sich auswirken, sind in Tabelle 7 dargestellt.

*Tabelle 7: Einflussfaktoren in Bezug auf die optischen Eigenschaften*

<b>Einflussfaktor</b>	<b>Ausprägung</b>	<b>Optische Eigenschaft</b>
Material	PE/PP	Opazität, Glanz
Herstellungsverfahren	Nass, Trocken, Misch	Glanz, Gleichmäßigkeit
Dicke	7-40 $\mu\text{m}$	Opazität, Gleichmäßigkeit
Porosität	30-50 %	Opazität, Glanz
Porengröße	0,03-0,1 $\mu\text{m}$	Opazität, Glanz

Die hohe Variantenvielfalt hinsichtlich der Eigenschaften von Batterieseparatoren muss durch einen geeigneten Entwurf der Bildaufnahme sowie eine flexible Parametrierung berücksichtigt werden. Ferner unterliegen die Herstellungsprozesse Schwankungen. Die hierdurch in Bezug auf die Materialbahn örtlich und

zeitlich veränderlichen Eigenschaften müssen daher durch die Bildvorverarbeitung kompensiert werden.

### 4.4.2 Definition der Muster-Ungängen

Bei der Auslegung der Bildverarbeitungskette ist ferner das Prüfmerkmal zu betrachten, um dieses mit hohem Kontrast erfassen zu können. Hierzu gilt es, Musterteile aufzunehmen, die die Produktionsschwankungen widerspiegeln. Da es sich bei Ungängen nicht um eine Zielgröße eines Produktionsprozesses, sondern um Resultate eines Störeinflusses oder statistischer Effekte während der Herstellung handelt, müssen die unterschiedlichen Störeinflüsse, d. h. die verschiedenen Klassen der Ungängen, erfasst werden. Da die Störeinflüsse immer abhängig vom spezifischen Herstellungsprozess und deren Umgebungsbedingungen sind, kann an dieser Stelle keine vollständige Liste an Klassen präsentiert werden. Des Weiteren wurden Ungängen in Batterieseparatoren bislang in der Literatur nur sehr eingeschränkt betrachtet. Eine erste Sammlung an Ungängen wurde durch HUBER et al. (2015) vorgestellt. Diese enthält die Ungängen einer spezifischen Materialart. Daher wird als Ausgangsbasis für die vorliegende Arbeit die Auflistung von SMITH (2007, S. 316-347) für Extrusionsfolien gewählt (vgl. Abschnitt 3.4, Tabelle 5).

Aus Sicht der Zellfunktion sind Ungängen, die die Isolation der Elektroden in der LIZ beeinträchtigen können, als Qualitätsmangel zu betrachten. Insbesondere zählen hierzu bspw. Pinholes, interne Partikel und oberflächliche Partikel, die den Batterieseparator durchstoßen können, sowie Lufteinschlüsse mit zentralem Partikel (nachfolgend als Einschlüsse bezeichnet). Weiterhin können mechanische Defekte die physische Integrität des Batterieseparators beeinträchtigen. Hierbei wird nachfolgend zwischen Kratzern und Druckstellen unterschieden. Ferner ist aus der Extrusion auch das Auftreten von Gel-Partikeln und Lufteinschlüssen möglich. Darüber hinaus haben Untersuchungen gezeigt, dass Batterieseparatoren auch materialspezifisch weitere Ungängen enthalten können, wie bspw. lokale Inhomogenitäten sowie optische Effekte der Materialstruktur, welche nachfolgend unter dem Begriff Inhomogenität zusammengefasst werden.

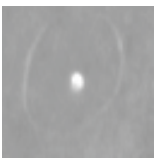

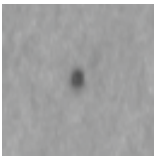


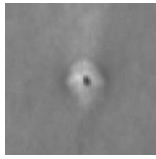
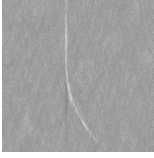
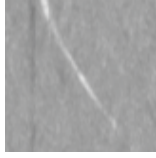


Das Risiko der genannten Ungängen hinsichtlich eines resultierenden internen Kurzschlusses in der LIZ kann jedoch nicht unabhängig vom Anwendungsfall ermittelt werden. Insbesondere spielen hierbei die Ursache und Ausprägung der Klassen der Ungängen eine wichtige Rolle. Darüber hinaus ist die Auswirkung einer Ungänge auch maßgeblich abhängig von den Eigenschaften des Batteriese-

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

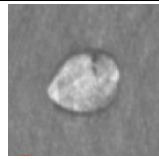
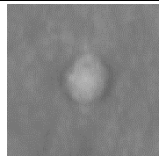
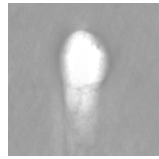
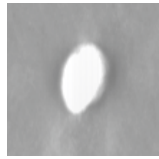
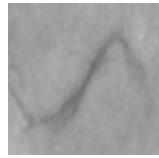

parators, wie z. B. der Dicke. Des Weiteren ist eine Beurteilung des Qualitätseinflusses letztlich auch abhängig vom Typ der LIZ (bspw. Energie- oder Leistungszelle) sowie der Anwendung (bspw. BEV- oder Consumer-Zelle). Daher muss eine Risikobewertung immer in Bezug auf die spezifischen Rahmenbedingungen im Anwendungsfall erfolgen.

Aufgrund der Abhängigkeit vom Herstellungsprozess und dessen Umgebungsbedingungen sind zudem das Auftreten sowie das Erscheinungsbild der Ungängen materialspezifisch. Des Weiteren kann nicht ausgeschlossen werden, dass sich bei der Untersuchung weiterer Materialien neuartige Ungängen ergeben. Deshalb ist es nicht möglich, einen finalen und vollständigen Fehlerkatalog der genannten Ungängen zu erstellen. Diesen Gegebenheiten muss im Hinblick auf die Parametrierung der späteren Klassifikation Rechnung getragen werden. Die genannten Ungängen sind in Tabelle 8 – inkl. einer Beschreibung sowie zweier Beispiele unterschiedlicher Erscheinungsbilder – zusammengefasst.

*Tabelle 8: Sammlung von Muster-Ungängen für die vorliegende Arbeit*

Ungänge	Beschreibung	Erscheinungsbild	
Pinhole	Mikroloch		
Partikel	Interner oder oberflächlicher Fremdpartikel		
Einschluss	Lufteinschluss mit Partikel im Zentrum		
Kratzer	Längliche Vertiefung in Materialrichtung		
Druckstelle	Mechanischer Abdruck		



Ungänze	Beschreibung	Erscheinungsbild	
Gel-Partikel	Kunststoffpartikel aus der Extrusion		
Lufteinschluss	Makroskopischer Hohlraum		
Inhomogenität	Materialinhärente lokale Inhomogenität		

### 4.4.3 Entwurf der Bildverarbeitungskette

Basierend auf der Analyse der Randbedingungen bei der Detektion von Ungängen erfolgt in den folgenden Abschnitten analog zu HUBER et al. (2016b) der schrittweise Entwurf des Prüfverfahrens getrennt nach den Teilfunktionen der Bildverarbeitungskette.

#### Bildaufnahme

Die Bildaufnahme begründet aus dem Zusammenspiel von Beleuchtung, Optik und Sensorik die Leistungsfähigkeit eines Bildverarbeitungssystems. Hinsichtlich der Prüfung von Bahnwaren ist die Ausführung des Sensors als Zeilensensor erforderlich. Bezüglich der Sensortechnologie werden aufgrund der Anforderung an die Verfahrensgeschwindigkeit CMOS-Sensoren verwendet, da diese die Möglichkeit der parallelen Pixelauslesung bieten. Deren maximale spektrale Empfindlichkeit befindet sich im roten Bereich bei ca. 650 nm. Dies ist bei der Auswahl der Beleuchtung zu berücksichtigen.

Die heute am häufigsten in industriellen Anwendungen eingesetzten Lichtquellen sind LEDs. Die Kernfaktoren bei deren Auslegung sind die Bestrahlungsstärke, die Wellenlänge sowie deren Anordnung in Bezug auf das Objekt und den Sensor. Aufgrund der kurzen Belichtungszeiten bei Zeilenkameras stellt die Beleuchtungsstärke den minimierenden Faktor hinsichtlich der Bildaufnahme-geschwindigkeit dar. Dies erfordert bei der Auswahl einer Lichtquelle eine Orientierung am Maximum des Stands der Technik. Zudem ist hinsichtlich der in Objektiven

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

---

verwendeten Blenden der größtmögliche effektive Öffnungsdurchmesser zu wählen, d. h. die kleinstmögliche Blendenzahl.

Hinsichtlich der Wellenlänge ist die maximale spektrale Empfindlichkeit des CMOS-Sensors im roten Bereich ausschlaggebend. Des Weiteren stellt dieser Wellenlängenbereich einen guten Kompromiss bezüglich des Zielkonflikts nach einer kleineren Wellenlänge für eine niedrige theoretische Auflösung sowie einer größeren Wellenlänge zur Vermeidung diffuser Reflexion für die Inspektion rauer Oberflächen dar (KUCHLING 2011).

Der entscheidende Faktor bei der Auslegung der Bildaufnahme ist die Auslegung der Beleuchtungskonfiguration. Wie in Abschnitt 3.2.1 dargelegt, haben die grundsätzlich möglichen Anordnungen jeweils spezifische Vorteile (vgl. Abbildung 13). Im vorliegenden Anwendungsfall besteht jedoch nicht der klassische Fall einer Auslegung hinsichtlich eines spezifischen Prüfmerkmals, sondern es müssen unterschiedliche Ungängen lückenlos detektiert werden können (vgl. Tabelle 8). Aus diesem Grund wurden alle grundlegenden Beleuchtungskonzepte versuchstechnisch realisiert. Die Winkel wurden dabei iterativ ermittelt: Eine RD-Beleuchtung mit einem hohen Neigungswinkel, d. h. einer annähernd parallelen Einstrahlung zur Objektoberfläche, wird als Streiflicht bezeichnet. Dieses ist besonders geeignet zur Erkennung von Oberflächenfehlern. Im vorliegenden Fall widerspricht diesem Beleuchtungskonzept die Unebenheit der Materialbahn. Es ist daher ein niedriger Neigungswinkel vorteilhaft. Da für die RH-Beleuchtung ohnehin ein Neigungswinkel von größer  $0^\circ$  erforderlich ist, kann die RD-Beleuchtung senkrecht auf das Material gerichtet werden. Da ferner eine T-Beleuchtung idealerweise geringe Neigungswinkel besitzt, wird für die Beleuchtungen T und RH der geringste baulich mögliche Anstellwinkel gewählt. Diese Beleuchtungskonfiguration wurde schließlich angewandt, um den Informationsgehalt hinsichtlich der spezifischen Klassen an Ungängen aus Tabelle 8 zu bestimmen. Das Ergebnis ist in Tabelle 9 zusammenfassend dargestellt. Darin ist ersichtlich, dass in allen Beleuchtungskonfigurationen ein Informationsgehalt vorhanden ist. Eine Umsetzung aller drei Konfigurationen ist daher hinsichtlich einer lückenlosen Detektion erforderlich. Darüber hinaus wird dadurch ein hoher Informationsgehalt der extrahierten Objektmerkmale gewährleistet.

*Tabelle 9: Informationsgehalt der Beleuchtungskanäle nach den Klasse der Ungängen (Huber et al. 2016b)*

+: hoher Informationsgehalt o: mittlerer Informationsgehalt –: niedriger Informationsgehalt	Transmission (T)	Reflexion Hellfeld (RH)	Reflexion Dunkelfeld (RD)
Pinhole	+	o	o
Partikel	o	+	+
Einschluss	+	o	o
Kratzer	–	+	–
Druckstelle	–	+	–
Gel-Partikel	+	+	–
Lufteinschluss	+	+	o
Inhomogenität	+	–	o

### **Bildvorverarbeitung**

Im Kontext der industriellen Bildverarbeitung wird die Bildvorverarbeitung basierend auf den Anforderungen der folgenden Schritte der Bildverarbeitungskette, insbesondere der Segmentierung, ausgewählt. Da jede Operation der Bildvorverarbeitung Nachteile bzgl. der Verarbeitungszeit, der Kosten sowie der Bildqualität nach sich zieht, ist hierbei eine sorgfältige Abwägung notwendig. Des Weiteren gilt es an dieser Stelle, nicht zwischen verschiedenen Alternativen zu entscheiden, sondern aus den Gegebenheiten die notwendigen Verarbeitungsschritte zu implementieren. Im Hinblick auf die folgende Segmentierung muss eine Korrektur des Grauwertintensitätsverlaufs vorgenommen werden. Das Ziel ist es dabei, durch inhomogene Beleuchtung sowie durch veränderliche Materialeigenschaften resultierende Störungen auszugleichen. Zur Kompensation inhomogener Beleuchtung werden aufgenommene Bilder pixelweise durch gemittelte Referenzbilder dividiert. Hieraus kann, wie in Abbildung 24 dargestellt, analog zur Formel 3–8 in Abschnitt 3.2.2 eine Korrekturfunktion ermittelt werden, die eine Korrektur des Grauwertes  $I$  über die Materialbreite in Querrichtung  $y$  bewirkt.

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

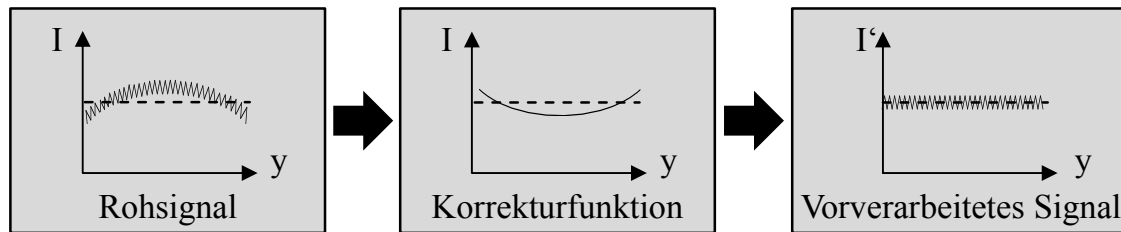


Abbildung 24: Korrektur von Beleuchtungsinhomogenitäten (HUBER et al. 2015)

Darüber hinaus werden Einflüsse aufgrund veränderlicher Materialeigenschaften durch eine Anpassung der Grauwertintensität auf einen Zielwert nach jeder Pixelzeile kompensiert. Damit hierdurch lokale Effekte, d. h. Ungenzen nicht fälschlicherweise beseitigt werden, ist die Dynamik der Intensitätsanpassung zu begrenzen.

Bei der Prüfung von Batterieseparatoren besteht die Herausforderung in der Erkennung kleiner Objekte auf großen Flächen. Die Pixelauflösung ist daher hinsichtlich der minimalen Objektgröße der Ungenzen optimiert. Da durch die Anwendung von Filtern Information verloren geht, würde hierdurch die minimal erkennbare Objektgröße erhöht werden.

### Segmentierung

Der Prozess der Segmentierung ordnet Bildpunkte Objekten zu. Hierdurch wird im vorliegenden Anwendungsfall eine Detektion von Ungenzen ermöglicht. Da nicht segmentierte Bereiche keine relevanten Informationen für die weitere Prüfaufgabe besitzen, können diese Daten verworfen werden. Dies bewirkt eine erhebliche Reduktion der Menge der Bilddaten und befähigt die weiteren Bildverarbeitungsschritte. Da bei der Segmentierung die Datenrate, bedingt durch die hohe Materialgeschwindigkeit, noch erheblich ist, ist die wesentliche Anforderung an die Segmentierung die Verarbeitungsgeschwindigkeit. Den einfachsten und gleichzeitig schnellsten Ansatz stellen globale pixelbasierte Verfahren dar (vgl. Abschnitt 3.2.3). Ein pixelbasiertes Segmentierungsverfahren verwendet einen oder mehrere Schwellwerte zur Identifikation von Objekten in Bildern. Da die Detektion von Ungenzen in Batterieseparatoren sowohl helle als auch dunkle Objekte umfasst (vgl. Tabelle 8), ist eine Verwendung eines oberen und eines unteren Schwellwertes erforderlich. Folglich wird jedes Pixel des vorverarbeiteten Bildes, dessen Grauwert  $I'$  den oberen Schwellwert  $k_H$  überschreitet, als Teil einer hellen Ungänze H und jedes Pixel, dessen Grauwert  $I'$  den unteren Schwellwert  $k_D$  unterschreitet, als ein Teil einer dunklen Ungänze D identifiziert:

$$(x, y) \in \begin{cases} H & \text{falls } I'(x, y) \geq k_H \\ 0 & \text{falls } k_H > I'(x, y) > k_D \\ D & \text{falls } I'(x, y) \leq k_D \end{cases} \quad (4-1)$$

Alle weiteren Pixel 0 werden verworfen.

Eine wesentliche Voraussetzung zur Verwendung eines Schwellwertverfahrens ist die Kompensation von Störeinflüssen im Grauwertintensitätsverlauf. Dies wurde bereits in der Bildvorverarbeitung realisiert. Des Weiteren werden durch eine pixelweise Segmentierung Objekte nicht zwingend zusammenhängend segmentiert. Dies führt vor allem im vorliegenden Fall zu kleinen isolierten Regionen in den Randbereichen der Ungängen (vgl. Abschnitt 3.2.3). Dies gilt es, durch eine Post-Segmentierung zu beheben, die wie in Abbildung 25 dargestellt abläuft.

Nur wenn sich segmentierte Pixel in direkter Nachbarschaft befinden, werden diese als zusammenhängendes Objekt aus dem Bild extrahiert (1). Anschließend findet ein Filterungsschritt statt, der ausgehend von einem Grenzwert Kleinstobjekte, welche auf Störeinflüsse aus der Umgebung zurückzuführen sind, beseitigt (2). Wie in Abschnitt 4.2.1 beschrieben, wird dieser Grenzwert zu 100 µm gewählt. Verbleibende Objekte werden anschließend gruppiert (3), wenn deren Abstände einen Grenzwert unterschreiten und als zusammenhängendes Objekt gespeichert. Im letzten Schritt werden schließlich die Objekte aus den drei Beleuchtungskanälen korreliert (4).

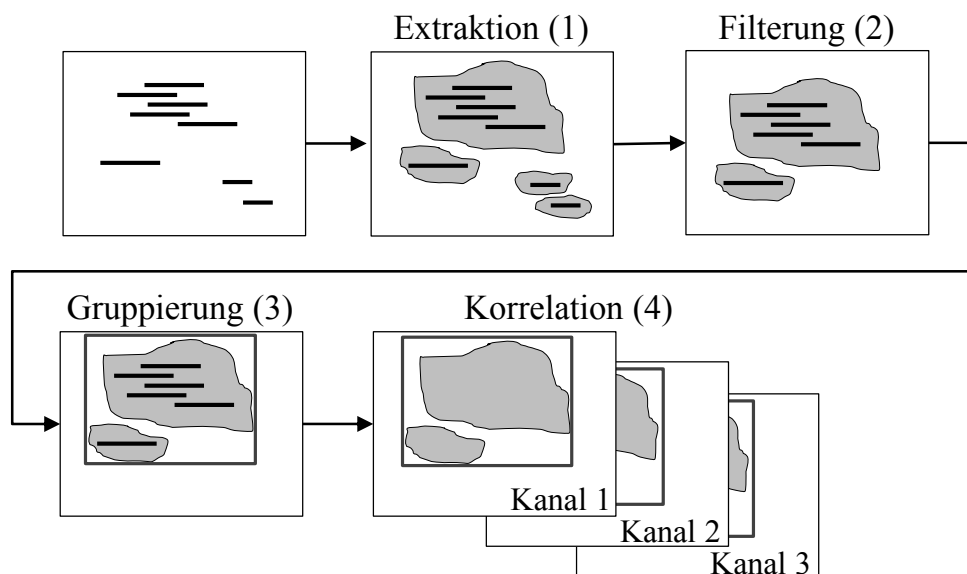


Abbildung 25: Post-Segmentierung zur Behebung von Randeffekten (HUBER et al. 2015)

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

Abgesehen von diesen notwendigen Vor- und Nachverarbeitungsschritten ist der wichtigste Faktor bei der Anwendung eines pixelbasierten Segmentierungsverfahrens die Wahl des Schwellwertes. Um dies reproduzierbar umzusetzen, existiert eine Vielzahl statistischer Verfahren (vgl. Abschnitt 3.2.3). Zur Auswahl des geeignetsten Verfahrens wurden die in Tabelle 3 (S. 42) genannten Alternativen zunächst in einer Vorauswahl auf deren Eignung im vorliegenden Anwendungsfall getestet. Hierzu wurden die Verfahren anhand von jeweils drei Ungängen pro Klasse aus Tabelle 8 (S. 78) angewandt. Beispielhaft sind die Segmentierungsergebnisse anhand eines Pinholes im T-Kanal in Abbildung 26 dargestellt. Hierbei zeigen bereits mehrere Verfahren (bspw. Maximum Entropy, Mean, Minimum Error, Percentile, Triangle, Yen) nicht plausible Ergebnisse.

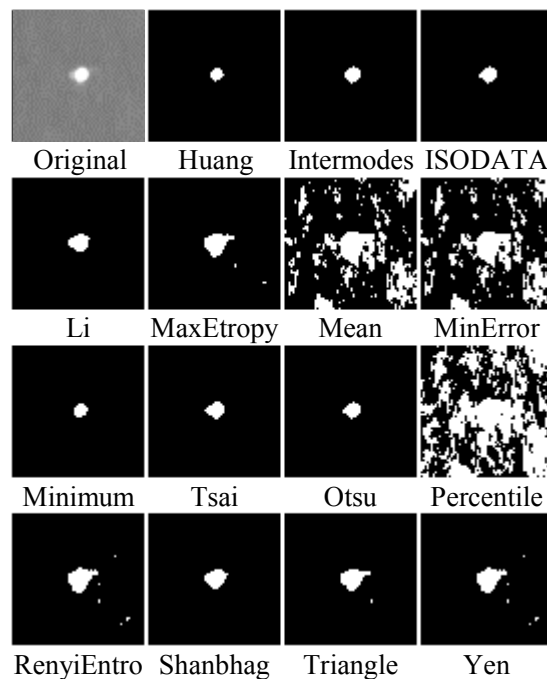


Abbildung 26: Segmentierung einer Ungänge mittels statistischer Verfahren

Aufgrund der Ergebnisse der Vorauswahl für alle Klassen wurden für den folgenden quantitativen Vergleich die Verfahren nach Otsu, Tsai sowie ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique) betrachtet. Hierzu wurde ein Testdatensatz, bestehend aus zehn Objekten pro Klasse aus Tabelle 8 (S. 78), verwendet. Diese Bilder wurden anschließend optimal – basierend auf Expertenwissen – segmentiert. Hierfür wurde in einem Verarbeitungsprogramm eine Schwellwertebene über das originale Fehlerbild gelegt und der Schwellwert iterativ bis zur Übereinstimmung verändert. Für die Erstellung der zu vergleichenden Fehlerbilder wurde ein kalibrierter Monitor genutzt. Der verwendete Datensatz ist beispielhaft anhand des T-Kanals zusammen mit dem Ergebnis der

#### 4.4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

optimalen Segmentierung im Anhang dargestellt (vgl. Abschnitt 13.2). Auf diesen wurden die drei Verfahren angewandt und die Abweichung von der optimalen Segmentierung berechnet (siehe Tabelle 10). Beleuchtungskanäle, welche nach Tabelle 9 (S. 81) keinen Informationsgehalt aufweisen, wurden entsprechend nicht betrachtet. Daher ergeben sich für die acht Klassen an Ungängen über die drei Beleuchtungskanäle 18 quantitative Werte.

*Tabelle 10: Prozentualer Vergleich der Abweichung der Fehlerfläche statistischer Verfahren zur optimalen Segmentierung (HUBER et al. 2016b)*

Verfahren	Beleuchtungskanal	Pinhole	Partikel	Einschluss	Kratzer	Druckstelle	Gel-Partikel	Luftfeinschluss	Inhomogenität	Durchschnitt
Otsu	T	0,39	0,41	1,29	–	–	1,78	2,11	11,39	2,53
	RH	3,99	1,29	1,10	0,16	0,63	3,60	5,22	–	
	RD	0,79	0,21	1,16	–	–	–	1,08	8,98	
Tsai	T	0,75	2,55	1,85	–	–	1,77	1,54	16,23	5,22
	RH	14,72	9,31	7,86	1,79	2,04	2,73	13,64	–	
	RD	2,98	0,86	2,24	–	–	–	2,10	8,98	
ISODATA	T	0,44	6,48	1,38	–	–	1,52	1,05	25,46	12,71
	RH	39,60	34,48	29,50	0,24	0,69	0,63	37,96	–	
	RD	13,14	7,83	11,45	–	–	–	9,85	7,14	

Bei 14 von 18 Werten (77,78 %) liefert das Verfahren nach Otsu die geringste prozentuale Differenz zwischen optimaler und berechneter Fläche. Im Mittel beträgt die Differenz zwischen optimaler und der Fläche für die Berechnung nach Otsu 2,53 % und damit am wenigsten unter den betrachteten Verfahren. Das Verfahren nach Otsu wird daher als Verfahren zur Parametrierung des globalen pixelbasierten Schwellwertverfahrens ausgewählt. Des Weiteren ist zu erkennen, dass sich bei der Segmentierung der Ungängen kein ausgeprägter Größeneffekt, wie in Abschnitt 3.2.3 dargestellt, einstellt. Mit Ausnahme der Inhomogenitäten, welche nicht auf eine physische Störung der Materialstruktur zurückzuführen sind und als optische Effekte von den übrigen Ungängen zu unterscheiden sind, betragen die Abweichungen der segmentierten Objekte jeweils maximal 5 % zum Optimum. Es ist daher davon auszugehen, dass auf Basis der Segmentierung die Objektmerkmale korrekt und mit hoher Wiederholgenauigkeit berechnet werden können.

### **Merkmalsextraktion**

Die Merkmalsextraktion beschreibt den Schritt der Transformation der segmentierten Objektbilder in Merkmalsvektoren. Allgemein ist eine Unterscheidung der Objektmerkmale in

- Positionsinformationen,
- größenbeschreibende Merkmale,
- formbeschreibende Merkmale sowie
- Grauwertmerkmale

möglich. Idealerweise erfüllen objektbeschreibende Merkmale die Bedingung der Translationsinvarianz, der Rotationsinvarianz sowie der Größeninvarianz. Das erforderliche Kriterium hinsichtlich der Klassifikation im vorliegenden Anwendungsfall ist die Translationsinvarianz, da die Klasse einer Ungänze unabhängig ist von deren Ort. Es sind daher formbeschreibende, größenbeschreibende sowie Grauwertmerkmale geeignet (vgl. Abschnitt 3.2.4). Die ausgewählten Merkmale sind in Abschnitt 13.4 im Anhang aufgelistet.

Die Auswahl der hinsichtlich der Umsetzung einer Klassentrennung geeignetsten Merkmale erfolgt bei maschinellen Lernverfahren durch den Klassifikationsalgorithmus und muss daher im vorliegenden Abschnitt nicht betrachtet werden.

### **Klassifikation**

Strukturierte Vorgehensweisen zur Klassifikation, wie KDD-Prozesse, implizieren zwar meist einen Auswahlschritt der Klassifikationsmethode, jedoch ist in den meisten Fällen eine spezifische Vorbereitung der Daten erforderlich, um eine Kompatibilität zu den benutzten Algorithmen herzustellen (vgl. Abschnitt 3.2.5). Ferner liegt bei der Klassifikation von Ungänzen in Batterieseparatoren bereits ein spezifischer Anwendungsfall vor, weshalb die grundsätzlichen Anforderungen für alle Materialien identisch sind. Deshalb findet die Auswahl des maschinellen Lern-Algorithmus bereits im Verfahrensentwurf statt.

Die am häufigsten verwendeten und erfolgreichsten Methoden des maschinellen Lernens für komplexe Klassifikationsaufgaben sind

- Entscheidungsbäume,
- Neuronale Netze (NN) sowie
- Support Vector Machines (SVM),



#### 4.4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

welche Funktionsklassifikatoren darstellen (vgl. Abschnitt 3.2.5). Die geeignete Methode soll im Folgenden anhand der in Abschnitt 4.2.2 hergeleiteten prozessualen Anforderungen ausgewählt werden. In einem ersten Schritt werden diese mittels eines paarweisen Vergleichs nach dem Prinzip des Analytic Hierarchy Process (AHP) nach SAATY (2001) priorisiert und gewichtet. Da hinsichtlich der Erfüllung der prozessualen Anforderungen keine dominierenden Anforderungen existieren, wird die Verwendung der Bewertungsskala auf die Werte 0,5, 1 und 2 eingeschränkt, um lediglich die Tendenz anzugeben. Der durchgeführte paarweise Vergleich ist in Tabelle 11 dargestellt. Der vollständige Datensatz des AHP ist in Abschnitt 13.3 im Anhang aufgeführt. Die Konformität und Plausibilität des paarweisen Vergleichs konnte durch die Erfüllung der Bedingung des Konsistenzwertes (C. R.) nachgewiesen werden.

Insgesamt ergeben sich aus dem paarweisen Vergleich die höchste Gewichtung für die Anforderungen der Regelinduktion, der Klassifikationsgeschwindigkeit sowie der Genauigkeit der Klassifikation.

*Tabelle 11: Priorisierung und Gewichtung der prozessualen Anforderungen nach dem AHP (HUBER et al. 2016b)*

		1	2	3	4	5	6	7	8	
2,0: wichtiger 1,0: gleich wichtig 0,5: weniger wichtig		Trainingsgeschwindigkeit	Klassifikationsgeschw.	Genauigkeit	Mehrklassenfähigkeit	Regelinduktion	Menschenlesbarkeit	Robustheit	Aufwand	Gewicht
1	Trainingsgeschwindigkeit	1,0	0,5	0,5	0,5	0,5	2,0	0,5	2,0	9,1%
2	Klassifikationsgeschw.	2,0	1,0	2,0	2,0	0,5	2,0	2,0	2,0	17,6%
3	Genauigkeit	2,0	0,5	1,0	2,0	0,5	2,0	2,0	2,0	14,9%
4	Mehrklassenfähigkeit	2,0	0,5	0,5	1,0	0,5	2,0	0,5	2,0	10,8%
5	Regelinduktion	2,0	2,0	2,0	2,0	1,0	2,0	2,0	2,0	21,0%
6	Menschenlesbarkeit	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	1,0	0,5	0,5	6,4%
7	Robustheit	2,0	0,5	0,5	2,0	0,5	2,0	1,0	2,0	12,6%
8	Aufwand	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	2,0	0,5	1,0	7,7%
	Summe	12,0	6,0	7,5	10,5	4,5	15,0	9,0	13,5	

Die Gewichte der prozessualen Anforderungen werden im zweiten Schritt zur Durchführung einer Nutzwertanalyse nach VDI 2225, Blatt 3 (1998) angewandt. Der Grad der Anforderungserfüllung wird dabei mit den Werten 0 für sehr nied-

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

rig und 4 für sehr hoch bewertet. Die Punktevergabe beruht auf den Ausführungen in Abschnitt 3.2.5. Das Ergebnis dieser Bewertung ist in Tabelle 12 dargestellt und wird im Folgenden erläutert.

Tabelle 12: Nutzwertanalyse zur Auswahl der Klassifikationsmethode (HUBER et al. 2016b)

		1		2		3		
		Entscheidungsbaum		Neuronales Netz		Support Vector Machine		
	4: sehr hoch 3: hoch 2: mittel 1: niedrig 0: sehr niedrig	Gewicht	Erfüllungsgrad	Teilnutzen	Erfüllungsgrad	Teilnutzen	Erfüllungsgrad	Teilnutzen
1	Trainingsgeschwindigkeit	9,1%	4	0,36	1	0,09	3	0,27
2	Klassifikationsgeschw.	17,6%	4	0,7	2	0,35	3	0,53
3	Genauigkeit	14,9%	2	0,3	3	0,45	3	0,45
4	Mehrklassenfähigkeit	10,8%	4	0,43	4	0,43	1	0,11
5	Regelinduktion	21,0%	4	0,84	0	0	0	0
6	Menschenlesbarkeit	6,4%	4	0,25	0	0	0	0
7	Robustheit	12,6%	1	0,13	3	0,38	3	0,38
8	Aufwand	7,7%	1	0,08	1	0,08	1	0,08
	<b>Nutzwert</b>			<b>3,09</b>		<b>1,77</b>		<b>1,81</b>
	<b>Rang</b>			1		3		2

- Entscheidungsbäume weisen vor allem im Vergleich zu NN höhere *Trainingsgeschwindigkeiten* auf. Dies stellte bspw. FRINGS (2008) mittels einer zehnfachen Kreuzvalidierung anhand eines Datensatzes bestehend aus 10272 Objekten mit 429 Merkmalen fest. Die Rechenzeiten betragen 262800 s für das NN, 1180 s für die SVM und 390 s für den Entscheidungsbaum.
- Die *Klassifikationsgeschwindigkeit* ist bei Entscheidungsbäumen am höchsten, da die generierten Modelle eine hierarchische Abfolge von Wenn-Dann-Regeln darstellen. Ferner sind die SVM den NN hinsichtlich der Klassifikationsgeschwindigkeit überlegen, da zur Klassifikation der Objekte lediglich die Stützvektoren und nicht das gesamte Modell gespeichert und abgefragt werden.

- Die *Genauigkeit* ist bei SVM und NN höher, da diese im Vergleich zu Entscheidungsbäumen auch eine Form der nichtlinearen Modellbildung ermöglichen.
- Eine *Mehrklassenfähigkeit* ist für Entscheidungsbäume und NN gegeben. Bei SVM kann dies nur über eine Abfolge mehrerer binärer Klassifikationen nach dem one-vs-all-Ansatz unter erhöhtem Aufwand und längerer Rechenzeit erfolgen.
- Eine Ableitung von *Wenn-Dann-Regeln* ist lediglich bei Entscheidungsbäumen möglich. Dies ist erforderlich, um eine Kompatibilität zu den heute am häufigsten in Bildverarbeitungssystemen eingesetzten Klassifikatoren, den Parallelepiped-Klassifikatoren, zu ermöglichen.
- Eine *Menschenlesbarkeit* ist ausschließlich bei Entscheidungsbäumen gegeben, da die generierten Modelle in der grafischen Repräsentation einer hierarchischen Abfolge von Wenn-Dann-Regeln bestehen.
- Eine *Robustheit* gegenüber fehlender oder verrauschter Daten ist in erster Linie bei NN und SVM gegeben. Entscheidungsbäume sind zwar robust gegenüber fehlender Daten, jedoch nicht gegenüber irrelevanten Merkmalen sowie verrauschten Daten.
- Der *Aufwand* zur Klassifikation ist bei allen drei betrachteten Verfahren hoch, da diese jeweils freie Parameter verwenden, bspw. die Schlupfvariablen bei SVM oder die Abbruchkriterien bei Entscheidungsbäumen, die von dem Anwender festgelegt und optimiert werden müssen. Bei NN ist vom Anwender bspw. die Architektur des Netzes vorzugeben.

## 4.5 Übersicht des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

Der Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens umfasste als Teilfunktionen die fünf Schritte der Bildverarbeitungskette: Bildaufnahme, Bildvorverarbeitung, Segmentierung, Merkmalsextraktion sowie Klassifikation. Zusammenfassend ist das entworfene Verfahren in Abbildung 27 dargestellt.

Hinsichtlich der Bildaufnahme war der Kernpunkt die Auslegung der Beleuchtungskonfiguration. Hier konnte ein Informationsgehalt in allen drei grundlegenden Anordnungen gezeigt werden. Die Bildaufnahme erfolgt daher in Transmission sowie in Reflexion Hellfeld und Reflexion Dunkelfeld.

Bei der Bildvorverarbeitung war das Ziel die anwendungsbezogene Auswahl der erforderlichen Operationen. Hinsichtlich der darauf folgenden Segmentierung

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

werden im vorliegenden Fall im Grauwertverlauf kompensierte Bilder vorausgesetzt. Dies wurde durch ein pixelorientiertes Verfahren erreicht. Darüber hinaus werden Einflüsse durch veränderliche Materialeigenschaften – durch eine Anpassung der Grauwertintensität auf einen Zielwert – nach jeder Pixelzeile kompensiert. Auf die Anwendung von geometrischen Operationen wurde aus Gründen der Verarbeitungsgeschwindigkeit verzichtet. Darüber hinaus ist der Einsatz eines Filters bezüglich der benötigten Auflösung nicht sinnvoll.

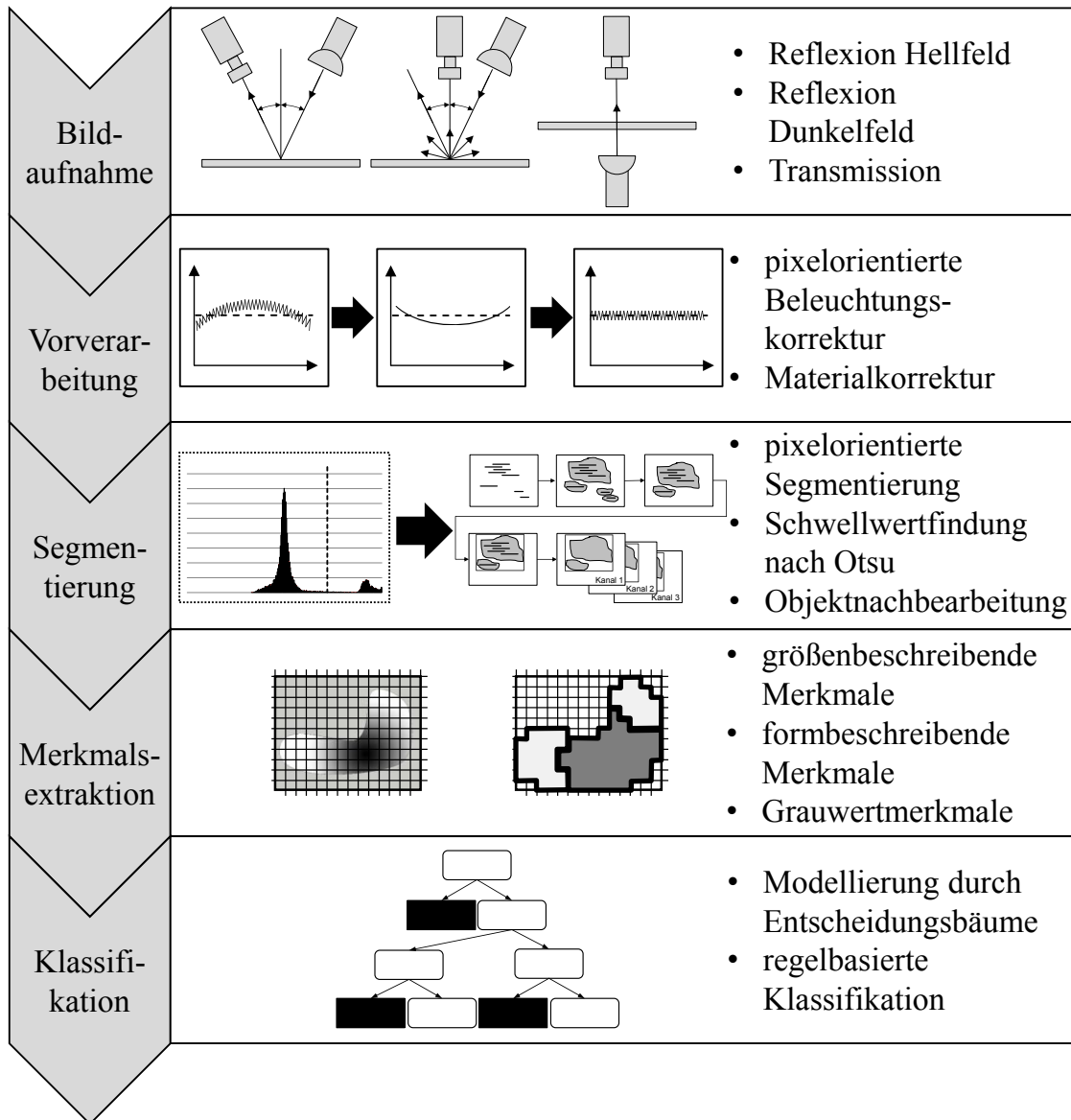


Abbildung 27: Übersicht der Bildverarbeitungskette des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

Die Segmentierung kann bei der vorliegenden Geschwindigkeit nur mittels pixelbasierter Verfahren erfolgen. Da das Ergebnis maßgeblich vom gewählten Schwellwert abhängt, wurden mehrere automatisierte Verfahren zur Schwellwert-

bestimmung getestet. Hierbei konnte auf Basis der Abweichung der Fehlerfläche zu einer optimalen Segmentierung das Verfahren nach Otsu ausgewählt werden.

Da die Klasse einer Ungänze unabhängig vom Ort ist, sind bezüglich der Merkmalsextraktion größenbeschreibende, formbeschreibende sowie Grauwertmerkmale geeignet. Die Auswahl der hinsichtlich der Umsetzung einer Klassentrennung geeignetsten Merkmale erfolgt bei maschinellen Lernverfahren durch den Klassifikationsalgorithmus.

Als Lernverfahren zur Klassifikation wurden Entscheidungsbäume, NN sowie SVM betrachtet. Die Grundlage des Auswahlprozesses stellten die prozessualen Anforderungen dar. Diese wurden zunächst anhand der Durchführung eines AHP gewichtet. Schließlich konnten mittels einer Nutzwertanalyse Entscheidungsbäume als Klassifikationsmethode ausgewählt werden. Entscheidend war hierbei insbesondere die Möglichkeit der Regelinduktion, die eine Kompatibilität zu Parallelepiped-Klassifikatoren ermöglicht und darüber hinaus eine Menschenlesbarkeit der Modelle gewährleistet.

## 4.6 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde zunächst eine Vorgehensweise zum schrittweisen Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens vorgestellt. Diese basiert auf der VDI 2206, welche gemäß den Anforderungen der Mechatronik angepasst ist und daher eine domänenspezifische Aufteilung der Entwurfsphase beinhaltet.

Auf dieser Grundlage wurden unter Berücksichtigung des aktuellen Stands der Technik und Wissenschaft die Anforderungen an ein zerstörungsfreies Prüfverfahren für Batterieseparatoren gesammelt und in technische und prozessuale Anforderungen klassifiziert. Die technischen Anforderungen, welche maßgeblich das Prinzip der ZfP beeinflussen, wurden anschließend herangezogen, um eine Klasse der erarbeiteten Taxonomie zerstörungsfreier Prüfverfahren auszuwählen. Hierbei wurde für die optische Prüfung die höchste Anforderungserfüllung identifiziert. Ferner erfolgte eine Zerlegung in fünf Teilfunktionen anhand der Schritte der Bildverarbeitungskette.

Im Anschluss an die Auswahl der optischen Prüfung wurden die Randbedingungen in Bezug auf die optischen Eigenschaften der Materialien sowie auftretender Ungenzen als Prüfmerkmal analysiert. Als maßgebliche optische Eigenschaften wurden aus dem Stand der Technik die Opazität, der Glanz sowie die Homogeni-

## 4 Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens

---

tät des Materials und deren Einflussgrößen bei Batterieseparatoren identifiziert. Die Veränderlichkeit dieser Einflussgrößen in der Produktion musste in der Folge durch eine entsprechende Signalvorverarbeitung im Bildverarbeitungssystem berücksichtigt werden. Da es sich bei Ungängen nicht um eine Zielgröße eines Produktionsprozesses, sondern um Resultate eines Störeinflusses oder statistischer Effekte während der Herstellung handelt, mussten hinsichtlich der Sammlung von Musterteilen die unterschiedlichen Störeinflüsse, d. h. die verschiedenen Klassen der Ungängen, erfasst werden. Aufgrund der Abhängigkeit vom Herstellungsprozess und dessen Umgebungsbedingungen ist das Auftreten der Ungängen materialspezifisch. Des Weiteren variieren die Ausprägungen der einzelnen Klassen – auch innerhalb eines Materials – maßgeblich.

Schließlich erfolgte der Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens, basierend auf den technischen und prozessualen Anforderungen sowie den Randbedingungen bei der optischen Prüfung, getrennt nach den Teilfunktionen der Bildverarbeitungskette. Diese wurde abschließend in einer Übersicht des zerstörungsfreien Prüfverfahrens dargestellt.

## 5 Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren

### 5.1 Übersicht

Auf der Grundlage des in Kapitel 4 ausgewählten und entworfenen zerstörungsfreien Prüfverfahrens kann eine Aufnahme und Weiterverarbeitung von Ungängen in Batterieseparatoren erfolgen. Ferner soll der Modellierungsschritt bei der Klassifikation der Ungängen und damit die Einordnung deren Qualitätseinflusses mittels Entscheidungsbäumen erfolgen. Zur Lösung von Klassifikationsaufgaben ist jedoch ein strukturiertes Vorgehen erforderlich. Hierzu wird im Folgenden eine Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren vorgestellt, welche spezifische Schritte zur Parametrierung sowie zur Implementierung von Klassifikationsmodellen in die Bildverarbeitungskette enthält. Darüber hinaus wird die technische und prozessuale Integration in das zerstörungsfreie Prüfverfahren gezeigt.

Die Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren gliedert sich in vier Schritte: Selektierung, Vorbereitung, Modellierung und Evaluierung. Da die Methode der Parametrierung der Bildverarbeitungskette und insbesondere der Klassifikation dient, verfügt die Methode über Schnittstellen zur Bildverarbeitung (vgl. Abbildung 28).

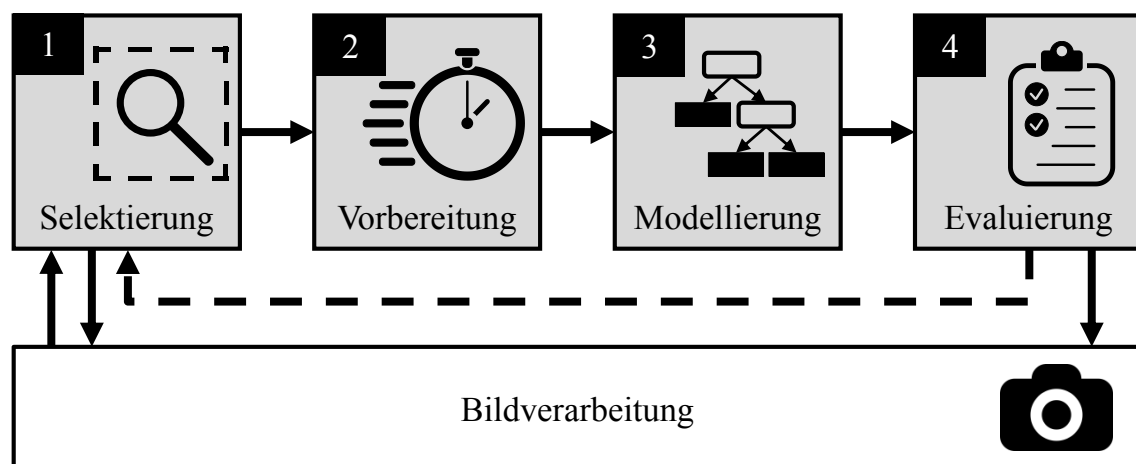


Abbildung 28: Übersicht der Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren (in Anlehnung an HUBER et al. (2016a))

## 5 Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren

---

Im ersten Schritt, der *Selektierung*, werden Ungängen als Trainingsdatensatz für die spätere Modellierung aus der Bildverarbeitung extrahiert. Hierzu findet parallel die Parametrierung der Bildverarbeitungskette bis einschließlich der Merkmalsextraktion statt. In der *Vorbereitung* werden die Daten schließlich im Hinblick auf die spezifischen Gegebenheiten der Modellierung durch Entscheidungsbäume gezielt modifiziert. Durch die Vorauswahl der Klassifikationsmethode kann darüber hinaus im dritten Schritt, der *Modellierung*, eine Variation der spezifischen freien Parameter des Algorithmus und damit eine Vielzahl an Klassifikationsmodellen erstellt werden. Des Weiteren erfolgt die Berechnung von Kennzahlen im Hinblick auf eine Mehrklassen-Klassifikation. Die *Evaluierung* dient schließlich zur Auswahl des optimierten Modells auf Basis einer Gewichtung der Kennzahlen. Ferner wird durch die Menschenlesbarkeit der Modelle eine Plausibilitätskontrolle mittels Erfahrungswissen ermöglicht. Die Betrachtung der detaillierten Mehrklassen-Testergebnisse ermöglicht abschließend eine Modellevaluierung, welche über eine Kennzahlenauswertung hinausgeht. Diese stellt die Entscheidungsgrundlage für eine ggf. erforderliche Iteration der Methode oder eine Implementierung des evaluierten Modells in die Bildverarbeitung dar.

Der grundlegende Ablauf der Methode basiert auf den in Abschnitt 3.2.5 vorgestellten KDD-Prozessen. Da diese jedoch generische, anwendungsneutrale Vorgehensweisen der Mustererkennung darstellen, ist eine Adaption der Schritte hinsichtlich der Klassifikation von Ungängen in Batterieseparatoren vorzunehmen (HUBER et al. 2016a).

Ähnlich zum CRISP-DM werden die Auswahl und die Vorverarbeitung der Daten im ersten Schritt der Selektierung zusammengefasst, da die einzelnen Teilschritte der Datenaufnahme stark mit der Vorverarbeitung verzahnt sind. Eine initiale Anforderungsanalyse und Formulierung der Zielsetzung ist im spezifischen Anwendungsfall der optischen Prüfung von Batterieseparatoren bereits erfolgt (vgl. Abschnitte 3.5 und 4.2). Ebenso ist ein Einsatz der generierten Modelle durch den Anwendungsfall bereits fixiert. Aus diesen Gründen beschränkt sich die Methode auf den Kern der Klassifikationsaufgabe, welcher durch die vier genannten Schritte repräsentiert wird. Wie in Abbildung 28 dargestellt, ist die Methode durch eine Schnittstelle zur Bildverarbeitung an den vorliegenden Anwendungsfall angepasst und unterscheidet sich von heutigen Vorgehensweisen in den folgenden vier Punkten:



- Aufgrund der bestehenden Schnittstelle zur Bildverarbeitung erfolgt in der Selektierung eine Parametrierung der Bildverarbeitungskette. Hierbei wird strukturiert Expertenwissen gesammelt, um die erforderlichen Daten auszuwählen. Des Weiteren wird durch einen finalen Verarbeitungsschritt die Implementierung der Modelle in die Bildverarbeitungskette sichergestellt.
- Die Modellierung des Funktionszusammenhangs ist an die Verwendung von Entscheidungsbäumen als Klassifikationsmethode angepasst. Dabei erfolgt eine Variation der freien Parameter des Lernalgorithmus zur Generierung mehrerer verschiedener, unkorrelierter Modelle. In der Klassifikationsphase wird schließlich das Modell mit der höchsten Generalisierungsfähigkeit genutzt.
- Die Evaluierung der Klassifikationsmodelle geschieht unter Verwendung von klassenspezifischen Kennzahlen. Dies ermöglicht eine individuelle Gewichtung einzelner richtig oder falsch klassifizierter Objekte sowie eine reproduzierbare Berechnung der Modellgüte. Hierdurch wird eine hohe Klassifikationsgenauigkeit erreicht.
- Die Modellierungsergebnisse können permanent durch den Nutzer analysiert werden. Eine Iteration der Methode ist somit direkt und ohne Zeitverzögerung durchführbar. Dies verkürzt die Dauer hinsichtlich einer Implementierung der Klassifikationsmodelle in den Bildverarbeitungsprozess.

In den folgenden Abschnitten werden die vier Methodenschritte näher erläutert.

## 5.2 Selektierung

Die Selektierung stellt den ersten Schritt der Methode zur Klassifikation von Ungängen dar. Dieser hat zum Ziel, einen initialen Datensatz zu generieren. Die Herausforderung dabei besteht darin, dass die Extraktion von Daten sowie die Parametrierung der Bildverarbeitungskette (einschließlich der Schritte Bildaufnahme, Vorverarbeitung, Segmentierung sowie Merkmalsextraktion) eine Kausalkette bilden, deren Ereignisse wechselseitig Ursache und Wirkung darstellen. Dies bedeutet, dass eine Extraktion von Ungängen nur bei vorheriger Parametrierung der Bildverarbeitung valide Daten liefert und gleichzeitig die Aufnahme von Ungängen die Voraussetzung für die Parametrierung darstellt. Die Selektierung stellt daher eine Verkettung von Teilschritten dar, welche alternierend die Parametrierung der Bildverarbeitungskette sowie die Strukturierung der Daten

## 5 Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren

---

adressieren. Der Ablauf ist schematisch in Abbildung 29 dargestellt und kann in sechs Teilschritte untergliedert werden:

1. Bei der Bildaufnahme sind zunächst die Beleuchtungsparameter anzupassen. Dies umfasst die Intensität, die Belichtungszeit sowie ggf. eine Signalverstärkung, welche bei heutigen Kameras bereits in der Kamera selbst erfolgen kann. Da eine Signalverstärkung auch das Rauschen verstärkt, ist dieser Parameter mit geringster Priorität zu nutzen. Alle Parameter werden so angepasst, dass der Mittelwert des resultierenden Rohsignals dem mittleren Grauwert entspricht. Dies ist erforderlich, um eine ausreichende Dynamik zur Erkennung sowohl dunkler als auch heller Ungängen zu erhalten. Für eine Vorverarbeitung des Signals wird eine Korrekturfunktion aus dem Mittelwert mehrerer Referenzzeilen berechnet, um zufällige Verteilungen auszugleichen. Eine inhomogene Beleuchtung kann schließlich mittels der pixelweisen Division der Grauwerte des aufgenommenen Bildes  $I(y)$  durch die Referenzzeile  $I_r(y)$  kompensiert werden:

$$I'(y) = c_1 \cdot \frac{I(y)}{I_r(y)} \quad (5-1)$$

Zur Darstellung des normalisierten Bildes  $I'(y)$  ist zudem die Multiplikation mit der Konstante  $c_1$  erforderlich, die dem mittleren Grauwert, d. h. bei einer Bildtiefe von 8 Bit einem Grauwert von 128, entspricht. Das resultierende vorverarbeitete Signal ist folglich hinsichtlich Beleuchtungsinhomogenitäten kompensiert. Zur Kompensation der veränderlichen Materialeigenschaften ist ferner eine permanente Signalkorrektur erforderlich, die durch einen Maximalwert im Bereich von 0,01 % des mittleren Grauwertes begrenzt werden muss. Anhand des vorverarbeiteten Signals kann das Prüfverfahren zur Aufnahme von Ungängen im betrachteten Material eingesetzt werden.

2. Im zweiten Teilschritt erfolgt eine vollständige Auflistung auftretender Ungängen für das betrachtete Material, welche bspw. anhand eines Klassenschemas analog zu Tabelle 8 dokumentiert werden kann. Abhängig vom vorhandenen Expertenwissen des Anwenders kann sich dies unterschiedlich gestalten. In vielen Anwendungen ist bereits eine umfassende Kenntnis über den Produktionsprozess – einschließlich der aus Störungen und zufälliger Einflüsse entstehender Ungängen des Batterieseparators – vorhanden. Ist dieses Prozesswissen nur teilweise vorhanden, müssen detektierte Ungängen zunächst anhand der Bildinformation oder ggf. durch Anwendung von Referenzverfahren, wie bspw. geeigneter Mikroskopie,

charakterisiert werden. Darüber hinaus dient die Referenzanalyse der Risikobewertung der Ungängen hinsichtlich eines resultierenden internen Kurzschlusses. Dies wird ebenfalls im Klassenschema festgehalten. Als Repräsentationsform kann bspw. eine Einordnung in „hoch“, „mäßig“ sowie „gering“ erfolgen. Diese Risikobewertung wird im Methodenschritt Evaluierung wieder aufgegriffen.

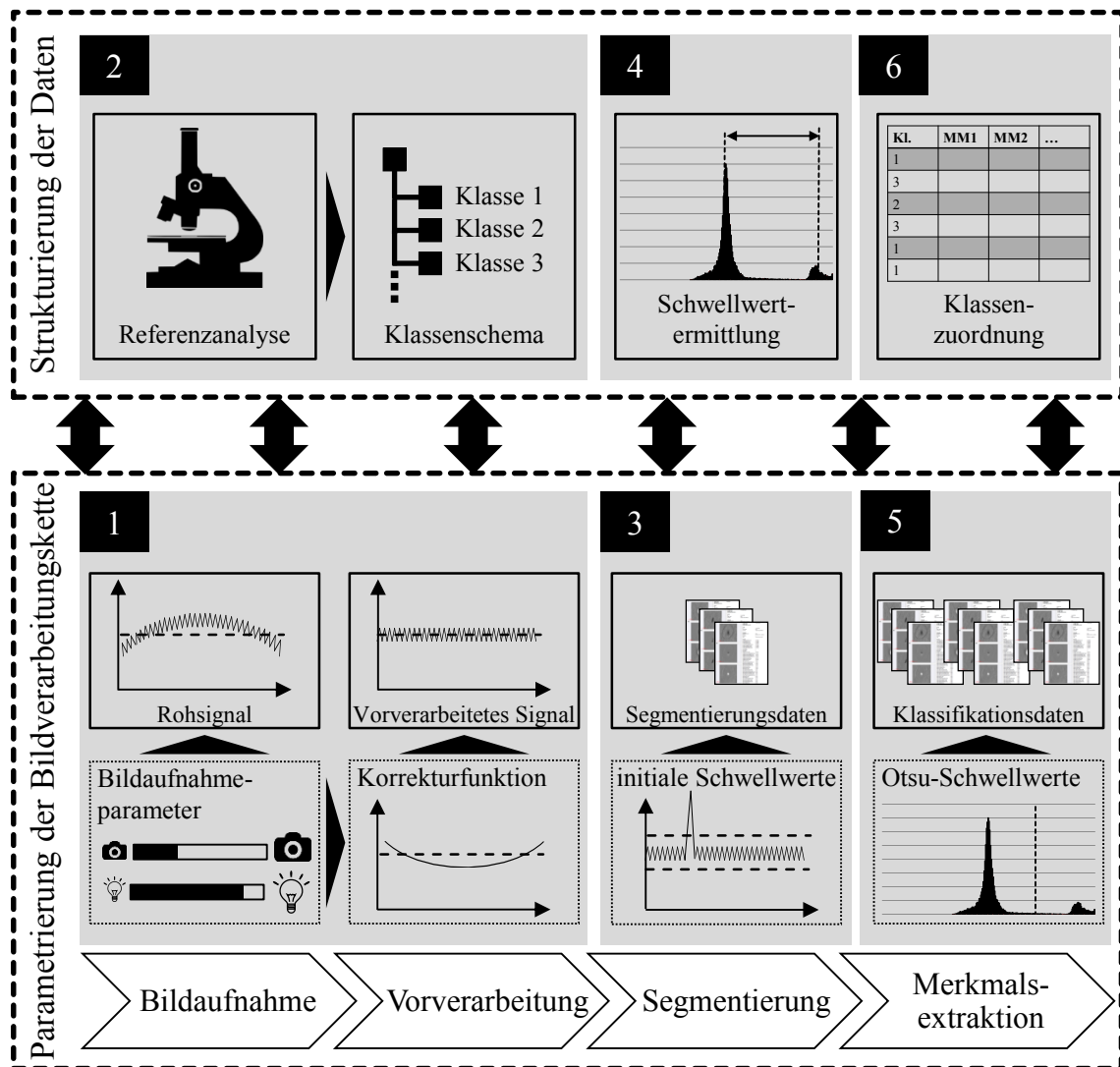


Abbildung 29: Ablauf der Selektierung

3. Zur Parametrierung der Segmentierung müssen optimierte Schwellwerte gefunden werden. In Teilschritt 3 wird diesbezüglich ein Datensatz erstellt. Hierzu werden initiale Werte angenommen. Ziel der initialen Annahme ist es, im Rahmen einer Vor-Segmentierung Ungängen möglichst lückenlos zu detektieren. Eine korrekte Segmentierung im Sinne einer späteren Merkmalsberechnung ist nicht erforderlich, da lediglich die Rohdaten, d. h. die Grauwertbilder, in den Segmentierungsdatsatz eingehen.

## 5 Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren

---

Bei der Sammlung von Ungängen im Datensatz ist zu beachten, dass jede Klasse des Klassenschemas aus Teilschritt 2 etwa gleich oft repräsentiert sein soll. Darüber hinaus sind auch unterschiedliche Ausprägungen der Ungängen in den Datensatz zu integrieren. Speziell die Aufnahme von Grenzmustern, d. h. Ungängen, deren Erscheinungsbild nicht idealtypisch zur vorliegenden Klasse ist, ist von besonderer Bedeutung.

4. Auf Basis des Segmentierungsdatensatzes können anschließend optimierte Schwellwerte durch das Verfahren nach Otsu abgeleitet werden. Die Validität dieses Ansatzes wurde bereits in Abschnitt 4.4.3 gezeigt. Zunächst muss der Datensatz in helle und dunkle Objekte unterteilt werden. Dies ist erforderlich, da durch das Prüfverfahren eine Detektion von Ungängen, die relativ zum Hintergrund eine höhere, sowie von Ungängen, die relativ zum Hintergrund eine niedrigere Grauwertintensität aufweisen, erfolgen muss. Folglich wird jedes Pixel des vorverarbeiteten Bildes, dessen Grauwert  $I'$  den oberen Schwellwert  $k_H$  überschreitet, als Teil einer hellen Ungänge  $H$  und jedes Pixel, dessen Grauwert  $I'$  den unteren Schwellwert  $k_D$  unterschreitet, als ein Teil einer dunklen Ungänge  $D$  identifiziert:

$$(x, y) \in \begin{cases} H & \text{falls } I'(x, y) \geq k_H \\ O & \text{falls } k_H > I'(x, y) > k_D \\ D & \text{falls } I'(x, y) \leq k_D \end{cases} \quad (5-2)$$

Alle weiteren Pixel  $O$  werden verworfen.

Das Verfahren nach Otsu gibt als Ergebnis einen Schwellwert pro Ungänge zurück. Zur Ableitung des oberen optimierten Schwellwertes wird schließlich der Mittelwert der Schwellwerte der hellen Ungängen gebildet. Analog wird dies ebenfalls für die dunklen Ungängen bzw. für die weiteren Beleuchtungskanäle durchgeführt.

5. Die optimierten Schwellwerte werden schließlich in die Bildverarbeitungskette implementiert. Durch die optimierte Segmentierung werden im Folgenden neben den Grauwertinformationen der einzelnen Pixel auch korrekte geometrische Merkmalswerte der Objekte berechnet. Hierdurch kann schließlich der Trainingsdatensatz für die Klassifikation generiert werden. Darin sollten ebenfalls die im Klassenschema festgehaltenen Klassen etwa in gleicher Zahl vertreten sein und Grenzmuster berücksichtigt werden.

6. Da es sich bei einer Klassifikation um eine Aufgabe des überwachten Lernens handelt, muss hinsichtlich der späteren Modellbildung eine Zuordnung der Objekte zu einer der vorgegebenen Klassen mittels Expertenwissen erfolgen. Der Datensatz wird daher um die Klasseninformation ergänzt. Der resultierende Klassifikationsdatensatz bildet schließlich die Ausgangsbasis für den folgenden Schritt der Vorbereitung.

### 5.3 Vorbereitung

Für eine hohe Genauigkeit der Klassifikation ist neben dem Einsatz eines geeigneten Lernalgorithmus auch eine hohe Datenqualität erforderlich. Dies kann nicht ausschließlich durch die Parametrierung der Bildverarbeitung gewährleistet werden. Da nicht relevante Merkmale die Modellbildung negativ beeinflussen, muss eine adäquate Vorbereitung des Datensatzes durchgeführt werden. Darüber hinaus gewährleistet die Vorbereitung des Datensatzes die Kompatibilität zur Anwendung des maschinellen Lern-Algorithmus. Die hierzu erforderlichen drei Maßnahmen werden im Folgenden näher erläutert.

#### Merkmalsauswahl

Im Rahmen der Klassifikation durch Entscheidungsbäume erfolgt der Schritt der Auswahl der Merkmale mit dem höchsten Informationsgehalt hinsichtlich einer Klassentrennung durch den Algorithmus selbst. Im Datensatz, der zur Modellierung angewandt wird, ist daher lediglich darauf zu achten, dass nur Merkmale mit einem positiven Informationsgehalt bereitgestellt werden. Die Klasse einer Ungänze ist unabhängig von deren Ort. Das Kriterium zur Beurteilung des Informationsgehaltes ist im vorliegenden Anwendungsfall daher die Translationsinvarianz (vgl. Abschnitt 4.4.3). Positionsinformationen sind im Trainingsdatensatz initial vorhanden, da die Position der Pixel zur Berechnung der geometrischen Merkmale benötigt wird. Diese müssen in der Vorbereitung eliminiert werden. Ein Auszug der Liste an translationsinvarianten Objektmerkmalen ist in Tabelle 13 gegeben. Darin sind formbeschreibende, größenbeschreibende sowie Grauwertmerkmale enthalten. Jedes dieser Merkmale kann darüber hinaus getrennt für jeden Beleuchtungskanal, in Bezug auf helle oder dunkle Anteile der Ungänze sowie in verschiedenen Richtungen (bspw. zentrales Moment) berechnet werden. Die vollständige Auflistung der translationsinvarianten Merkmale zur Klassifikation von Ungängen in Batterieseparatoren ist im Anhang (vgl. Abschnitt 13.4) gegeben.

## 5 Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren

*Tabelle 13: Liste an translationsinvarianten Objektmerkmalen*

<b>Merkmal</b>	<b>Beschreibung</b>
–	durchschnittlicher Grauwert der Objektpixel
–	höchster/niedrigster Grauwert des Objekts
Dichte	Quotient aus der Fläche der Bounding Box und der Fläche der konvexen Hülle
Exzentrizität	vgl. Abschnitt 3.2.4
Fläche	Fläche der detektierten Pixel
Kompaktheit	Verhältnis von Umfang und Fläche
Kontrast	Verhältnis der durchschnittlichen Helligkeit der Hellanteile und der Dunkelanteile
Konvexe Hülle	Fläche der konvexen Hülle
Konvexität	Verhältnis der Länge der konvexen Hülle und der Länge der Bounding Box
Masse	summierte Intensität
Orientierung	Winkel zwischen der x-Achse und der Achse, um die das Objekt mit minimaler Trägheit gedreht werden kann
Ratio	Verhältnis von Länge und Breite der Bounding Box
Umfang	Länge der äußeren Kontur
Zentrales Moment	vgl. Abschnitt 3.2.4

### **Partitionierung**

Der Datensatz muss zudem in zwei Teile aufgeteilt werden. Im ersten Teil, dem Trainingsdatensatz, müssen ausreichend viele Objekte vorhanden sein, damit der funktionale Zusammenhang durch den Lernalgorithmus erkannt und erlernt werden kann. Im Testdatensatz müssen sich ausreichend viele Objekte befinden, um die Genauigkeit der Klassifikation anhand der Kennzahlen (vgl. Abschnitt 2.6) berechnen zu können. Diese Teile müssen vollständig voneinander getrennt sein, um eine unabhängige Bewertung zu ermöglichen. Darüber hinaus erfordert die Aufteilung die bereits genannte Mindestanzahl an Ungängen im gesamten Datensatz, um sowohl die Modellierung des funktionellen Zusammenhangs als auch eine aussagekräftige Berechnung der Kennzahlen zu ermöglichen. In der Regel wird dabei ein Verhältnis von 70 zu 30 % verwendet. Bei sehr großen Datensätzen (mehr als 1000 Ungängen) kann der Rechenaufwand zum Training der Entscheidungsbäume durch die Aufteilung im Verhältnis 50 zu 50 % verringert werden (LEICHT 2013, S. 38).

### Strukturierung

Entscheidungsbäume benötigen hinsichtlich der Datenstruktur der Trainings- und Testdaten jeweils eine Matrix, in der die Objekte zeilenweise und die Merkmale spaltenweise angeordnet sind. Als zusätzliche Spalte ist die Klasseninformation erforderlich. Eine Anpassung des Datenformates ist dann erforderlich, wenn neben numerischen Merkmalen, wie bspw. Grauwertinformationen oder geometrische Merkmale, auch kategoriale Merkmale verwendet werden.

## 5.4 Modellierung

Die Modellierung dient der Induktion von Entscheidungsbäumen, welche den funktionalen Zusammenhang der Merkmale im Trainingsdatensatz erkennen und erlernen (niedriger Bias). Das eigentliche Ziel ist es, gute Vorhersagen bezüglich ungesehener Daten im Testdatensatz treffen zu können (niedrige Varianz). Dies ist maßgeblich abhängig von verschiedenen Benutzereingaben. Es handelt sich dabei um Abbruchkriterien der Induktion, das Partitionierungskriterium zur Auswahl der Trennmerkmale sowie freie Parameter des Post-Prunings (siehe S. 60). Als Post-Pruning-Verfahren wird das PEP eingesetzt, welches eine hohe Geschwindigkeit bei der nachträglichen Baumbeschneidung aufweist und darüber hinaus gute Ergebnisse bei ungesehenen Daten liefert (vgl. Abschnitt 3.2.5). Daraus ergeben sich insgesamt sechs freie Parameter, welche durch den Benutzer vorzugeben sind:

- Partitionierungskriterium
- Schwellwert für das Partitionierungskriterium
- Maximale Baumtiefe
- Minimal definierte Anzahl an Objekten für eine weitere Teilung einer Partition
- Minimal definierte Anzahl an Objekten für ein Blatt
- Schwellwert hinsichtlich der Minderung der Klassifikationsgenauigkeit für das PEP

Das Modell mit der höchsten Klassifikationsgenauigkeit ergibt sich aus einer optimalen Parametrierung dieser Benutzereingaben. Diese wird durch einen Versuchsplan ermittelt, in dem die Benutzereingaben als Faktoren variiert werden. Es ist hierbei von nichtlinearem Verhalten auszugehen, da sich bspw. bei der Baumtiefe ab einem bestimmten Wert keine Änderung der Klassifikationsgenauigkeit einstellt. Da Entscheidungsbäume eine hohe Trainingsgeschwindigkeit

## 5 Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren

---

aufweisen, spielt in diesem Zusammenhang die Anzahl an durchgeführten Versuchen eine untergeordnete Rolle. Die Nichtlinearität wird durch eine geeignete Eingrenzung des Wertebereichs der Faktoren sowie eine geeignete Anzahl an Faktorstufen berücksichtigt. Dies wird im Folgenden für die genannten Benutzereingaben erläutert.

- Als Partitionierungskriterien werden die in Abschnitt 3.2.5 beschriebenen vier Kriterien Informationsgewinn (gain), Informationsgewinnverhältnis (gain ratio), Gini-Index sowie Vertrauenswahrscheinlichkeit (accuracy) verwendet. Das Partitionierungskriterium stellt daher einen kategorialen Faktor dar, welcher entsprechend der vier Stufen in den Versuchsplan eingeht.
- Für den Schwellwert des Partitionierungskriteriums wird ein Wertebereich von 0,01 bis 0,0001 definiert. Höhere Werte als 0,01 würden ein Wachsen des Baumes stark beschränken. Durch die Variierung der Werte bis 0,0001 werden zudem umfangreiche Modellbäume generiert, da hier auch bei einem geringen Informationsgewinn eine Teilung des Datensatzes erfolgt.
- Die maximale Baumtiefe wird zwischen 4 und 15 Instanzen im Versuchsplan variiert. Bei 4 Instanzen handelt es sich um einen relativ kleinen Baum. Ein Wert von 15 beschränkt ein Wachsen des Baumes nicht, da mehr als 15 Instanzen im vorliegenden Fall nicht auftreten.
- Für die minimale Blattgröße wird ein Wertebereich von 2 bis 5 und für die die minimale Größe eines Knotens zur weiteren Teilung von 2 bis 12 festgelegt. Jeweils im ersten Fall werden hierdurch möglichst komplexe sowie im anderen Fall möglichst einfache Modellbäume generiert.
- Hinsichtlich der Fehlerrechnung im PEP werden Werte im Bereich von 0,001 bis 0,2 gewählt. Hierdurch kann sowohl ein geringes Beschneiden als auch ein starkes Beschneiden des Baumes abgebildet werden.

Der Versuchsplan wird zudem vollständig faktoriell ausgeführt. Ein vollständig faktorieller Versuchsplan enthält alle möglichen Kombinationen der Faktorstufen. Für  $c$  Faktoren auf  $s$  Stufen ergeben sich somit  $s^c$  Faktorstufenkombinationen (KLEPPMANN 2011, S. 107). Auf diese Weise vereinfacht sich die Auswertung der Versuchspläne, was die Praxistauglichkeit der Methode gewährleistet.

Der Ablauf der folgenden Modellierung ist schematisch in Abbildung 30 dargestellt und wird im Weiteren erläutert.

Wie bereits erwähnt, werden durch einen *Versuchsplan* verschiedene Faktorstufenkombinationen der *Benutzereingaben* gebildet. Der *Versuchsplan* und der



*Trainingsdatensatz* stellen die Eingänge der *Bauminduktion* dar. Durch die *Bauminduktion* wird pro Faktorstufenkombination der *Benutzereingaben* ein *initiales Modell* berechnet. Diese *initialen Modelle* werden anschließend mittels des *PEP* beschnitten. Durch die Verwendung der Schwellwerte aus dem *Versuchsplan* werden verschiedene *finale Modelle* gebildet. Anhand des *Testdatensatzes* wird schließlich für jedes der *finalen Modelle* eine *Klassifikation* initiiert, anhand dessen Ergebnisses jeweils eine *Kennzahl* berechnet werden kann.

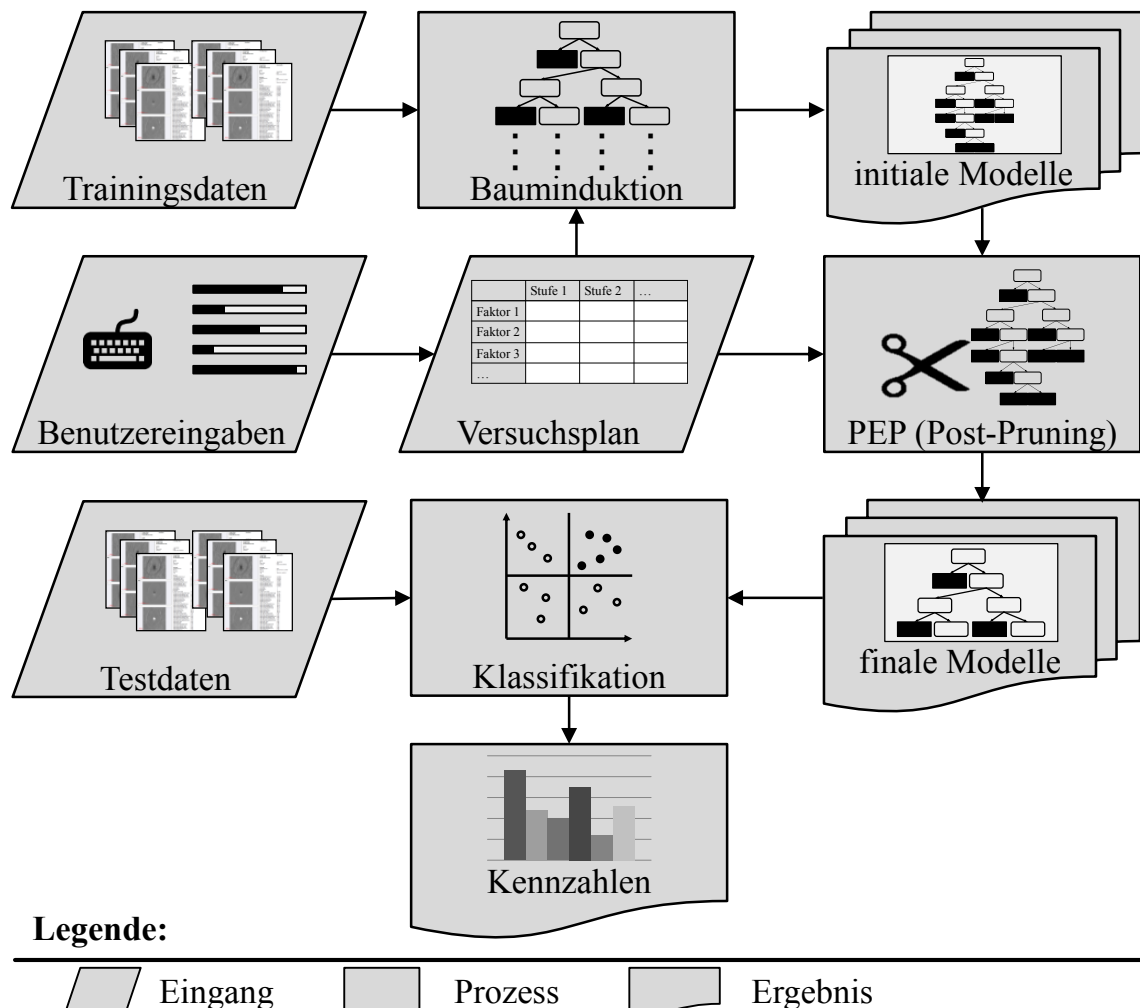


Abbildung 30: Ablauf der Modellierung

Wie in Abschnitt 2.6 dargelegt, existieren bei einer Mehrklassenklassifikation insgesamt drei Zielgrößen: Die Vertrauenswahrscheinlichkeit, die Sensitivität sowie die Präzision. Aufgrund des unterschiedlichen Qualitätseinflusses von Ungängen in Batterieseparatoren muss eine klassenspezifische Bewertung der Modelle erfolgen. Maßgeblich ist vor allem ein etwaiges Auftreten eines Fehlers erster Art. Daher ist als Kennzahl die Sensitivität heranzuziehen.

## 5 Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren

---

### 5.5 Evaluierung

Im finalen Methodenschritt erfolgen anhand der Sensitivitäten der Klassifikationsmodelle eine Auswahl des Modells mit der höchsten Genauigkeit sowie eine Evaluierung des ausgewählten Modells. Hierzu muss zunächst eine Gewichtung der klassenspezifischen Sensitivitäten nach der Bedeutung vorgenommen werden. Diese Bedeutung kann der Risikobewertung aus der Selektierung entnommen werden. Im Falle sicherheitskritischer Ungängen, wie bspw. Pinholes oder Einschlüssen, würde ein Fehler erster Art bewirken, dass der Qualitätseinfluss der Ungänge unterschätzt wird. Die Folge wäre eine Auslieferung eines fehlerhaften Batterieseparators an einen Zellhersteller, welcher entweder in der Produktion zu Ausschuss führt oder im schlimmsten Fall die Funktion einer LIZ dieser negativ beeinflusst. Bei kritischen Ungängen ist daher eine hohe Bedeutung der Sensitivität vorzusehen. Im umgekehrten Fall würde der Qualitätseinfluss einer unkritischen Ungänge, wie bspw. einer Inhomogenität, überschätzt werden. Um den Ausschuss in der Herstellung von Batterieseparatoren zu minimieren, ist auch in Bezug auf diese Klassen eine hohe Klassifikationsgenauigkeit erwünscht. Da hierbei jedoch keine Sicherheitsrisiken involviert sind, ist bei diesen Klassen eine geringere Bedeutung der Sensitivität vorzusehen.

Die Durchführung der Gewichtung der klassenspezifischen Sensitivitäten erfolgt durch einen paarweisen Vergleich anhand des AHP nach SAATY (2001). Hierbei wird eine Gewichtungsskala von 0 bis 9 verwendet (siehe Tabelle 14).

*Tabelle 14: Gewichtungsskala nach SAATY (2001)*

relative Bedeutung	zugehörige Werte
gleiche Bedeutung	1
etwas höhere Bedeutung	3
deutlich höhere Bedeutung	5
viel höhere Bedeutung	7
sehr viel höhere Bedeutung	9
Zwischenwerte	2, 4, 6, 8
Reziprokwerte	$\frac{1}{2}, \frac{1}{3}, \frac{1}{4}, \frac{1}{5}, \frac{1}{6}, \frac{1}{7}, \frac{1}{8}, \frac{1}{9}$

Anschließend wird nach der gezeigten Skala eine Gewichtungsmatrix  $A_G$  aufgestellt, in der die relativen Bedeutungen der Sensitivitäten zueinander aufgetragen werden:

$$A_G = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1m} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{im} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mj} & \cdots & a_{mm} \end{pmatrix} \quad (5-3)$$

Auf der Hauptdiagonalen sind alle Einträge gleich 1. Ausgefüllt werden nur die Werte oberhalb der Hauptdiagonalen, da sich die Werte unterhalb der Hauptdiagonalen durch Spiegelung an der Hauptdiagonalen aus dem reziproken Wert ergeben. Um die Gewichtungsmatrix zu befüllen, sind für  $m$  Sensitivitäten nach folgender Formel  $a_p$  paarweise Vergleiche durchzuführen:

$$a_p = \frac{m \cdot (m - 1)}{2} \quad (5-4)$$

Anschließend wird die Summe der Spalten der Gewichtungsmatrix gebildet. Anhand der Spaltensumme erfolgt eine Normierung der Matrix, indem jeder Wert durch die jeweilige Spaltensumme dividiert wird. Schließlich werden die Zeilensummen der normierten Matrix gebildet und durch die Anzahl der Sensitivitäten  $m$  dividiert. Hierdurch ergibt sich die Gewichtung  $g_i$  der Sensitivität der Klasse  $i$ . Die Gewichtungen  $g_i$  entsprechen dem normierten Eigenvektor der Gewichtungsmatrix  $A_G$  (PETERS & ZELEWSKI 2002):

$$g_i = \frac{\sum_{j=1}^m a_{ij}}{m} \quad (5-5)$$

Abschließend erfolgt eine Konsistenzprüfung der getroffenen Gewichtung der Sensitivitäten. SAATY (2001) schlägt hierzu den Konsistenzindex (C. I. = Consistency Index) sowie einen Konsistenzwert (C. R. = Consistency Ratio) vor. Diese Kriterien basieren auf der Idee, dass bei vollkommener Konsistenz der Werte in der Gewichtungsmatrix  $A_G$  zu dieser ein maximaler Eigenwert  $\lambda_{\max}$  existiert, der gleich der Dimension  $m$  der Gewichtungsmatrix ist und einen zugehörigen Eigenvektor besitzt. Für die Berechnung der Eigenwerte sei auf PETERS & ZELEWSKI (2002, S. 12-15) oder SAATY (2001) verwiesen. Der Konsistenzindex kann in der Folge aus dem maximalen Eigenwert  $\gamma_{\max}$  und der Anzahl der Sensitivitäten berechnet werden:

$$C. I. = \frac{\gamma_{\max} - m}{m - 1} \quad (5-6)$$

## 5 Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren

Schließlich ergibt sich der Konsistenzwert aus dem Quotienten des Konsistenzindex und einem sog. Random Index (R. I.):

$$C. R. = \frac{C. I.}{R. I.} \quad (5-7)$$

Der R. I. ist abhängig von der Anzahl der Sensitivitäten. Die Werte können Tabelle 15 entnommen werden (PETERS & ZELEWSKI 2002).

Tabelle 15: Werte des Random Index (PETERS & ZELEWSKI 2002, S. 15)

m	R. I.	m	R. I.	m	R. I.
2	0	7	1,35	12	1,54
3	0,52	8	1,40	13	1,56
4	0,89	9	1,45	14	1,57
5	1,11	10	1,49	15	1,58
6	1,25	11	1,51	–	–

Eine Konsistenz der Gewichtung liegt vor, wenn die Bedingung  $0 < C. R. < 1$  erfüllt ist. Liegt C. R. außerhalb dieses Intervalls, ist eine Überarbeitung des paarweisen Vergleichs erforderlich (SAATY 1994).

Durch das beschriebene Verfahren ist eine konsistente und reproduzierbare Gewichtung der Sensitivitäten sichergestellt. Für ein Modell mit Klassen der Anzahl m ergibt sich die Modellgüte schließlich aus der Summe der gewichteten Sensitivitäten  $S_i$  der einzelnen Klassen ( $i = 1, \dots, m$ ):

$$\text{Modellgüte} = \sum_{i=1}^m g_i \cdot S_i \quad (5-8)$$

Das Modell mit der höchsten Modellgüte, d. h. der höchsten Genauigkeit, wird schließlich für die weiteren Betrachtungen ausgewählt. Bevor dieses in die Bildverarbeitungskette implementiert wird, soll anhand des Modellbaumes eine Evaluierung der genutzten Merkmale durchgeführt werden. Insbesondere kann an dieser Stelle eine erneute Überprüfung des Translationsinvarianz-Kriteriums stattfinden, um eine mangelhafte Vorverarbeitung der Daten zu identifizieren.

Des Weiteren erfolgt durch eine zusätzliche Evaluierung der detaillierten Mehrklassen-Testergebnisse eine Richtigkeitsprüfung, welche über eine Kennzahlenauswertung hinausgeht. Hierzu wird die vollständige Konfusionsmatrix des Modells herangezogen, welche zusätzlich zur Sensitivität auch die Information über die resultierende Klasse einer Fehlklassifikation enthält. Zur Evaluierung werden

die Klassen nach deren ermittelten Gewichtungen aus dem paarweisen Vergleich angeordnet. Entscheidend ist dabei das mögliche Vorliegen eines kritischen Fehlers erster Art, der dann besteht, wenn eine kritische Klasse als unkritische Klasse klassifiziert wurde.

Die Evaluierung des Modellbaumes und der Konfusionsmatrix liefern letztlich die Entscheidungsgrundlage für eine ggf. erforderliche Iteration der Methode oder die Implementierung des Modells in die Bildverarbeitungskette. Die Implementierung kann darüber hinaus auch in Parallelepiped-Klassifikatoren erfolgen. Hierzu wird das Entscheidungsbaummodell in Wenn-Dann-Regeln überführt.

### 5.6 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde eine Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren vorgestellt. Diese besteht aus den vier Schritten der *Selektierung*, der *Vorbereitung*, der *Modellierung* sowie der *Evaluierung*, welche in Abbildung 31 zusammen mit den jeweiligen Teilschritten (fett) und deren Ergebnissen (kursiv) dargestellt sind.

Das Ziel der Selektierung ist es, einen Datensatz für die Klassifikation zu generieren. Hierzu wird zunächst die Bildaufnahme und -vorverarbeitung parametrisiert. Die detektierten Ungängen werden anschließend analysiert, die auftretenden Klassen festgehalten sowie deren Risiko hinsichtlich eines resultierenden internen Kurzschlusses in einer LIZ bewertet. Auf Basis initial festgelegter Schwellwerte wird im nächsten Teilschritt ein Segmentierungsdatensatz erzeugt, anhand dessen mit dem Verfahren nach Otsu die optimierten Schwellwerte ermittelt werden. Hierdurch kann ein Klassifikationsdatensatz erstellt werden, der abschließend um die Klasseninformation erweitert wird.

Bei der Vorbereitung wird der Klassifikationsdatensatz hinsichtlich der Modellierung durch Entscheidungsbäume aufbereitet. Der maßgebliche Teilschritt ist dabei die Auswahl der Merkmale mit positivem Informationsgehalt. Hierzu gehören formbeschreibende, größenbeschreibende sowie Grauwertmerkmale. Des Weiteren werden die Daten in voneinander unabhängige Trainings- und Testdaten aufgeteilt und deren Struktur an das Lernverfahren angepasst.

## 5 Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren

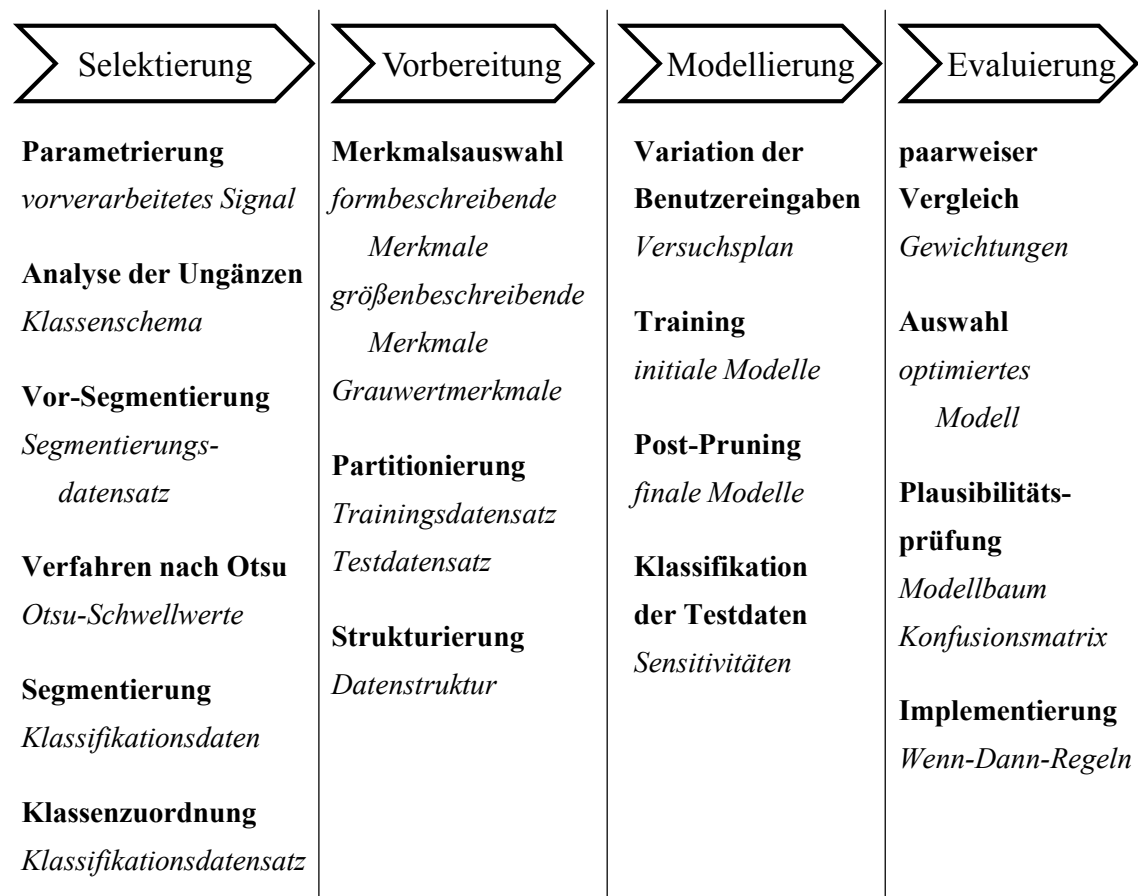


Abbildung 31: Zusammenfassung der Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren

Der Schritt der Modellierung dient schließlich der Generierung einer Vielzahl an Klassifikationsmodellen. Da die Genauigkeit von Entscheidungsbäumen von mehreren Benutzereingaben abhängt, werden verschiedene Faktorstufenkombinationen mittels eines Versuchsplans realisiert. Die Modelle werden anschließend mittels des PEP reduziert. Schließlich können als Maß für die Genauigkeit für jedes Modell klassenspezifische Sensitivitäten berechnet werden.

In der Evaluierung wird schließlich das beste Klassifikationsmodell im Sinne der Genauigkeit ausgewählt. Hierzu wird zunächst auf Basis der Risikobewertung der Klassen eine reproduzierbare Gewichtung der Sensitivitäten abgeleitet. Durch Aufsummieren der Produkte der klassenspezifischen Gewichtungen und der Sensitivitäten kann in der Folge anhand der Modellgüte das Modell mit der höchsten Genauigkeit ausgewählt werden. Die Evaluierung des Modellbaumes und der Konfusionsmatrix liefern letztlich die Entscheidungsgrundlage für eine ggf. erforderliche Iteration der Methode oder die Implementierung des Modells in die Bildverarbeitungskette in Form von Wenn-Dann-Regeln.

## 6 Technische Umsetzung des Verfahrens

### 6.1 Übersicht

Basierend auf dem Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens sowie der Methode zur Klassifikation wird in diesem Kapitel das Verfahren zur Klassifikation von Ungängen in Batterieseparatoren technisch umgesetzt. Die Forderung nach einer Einfachheit dieser prototypischen Implementierung bedingt die Realisierung eines vom Herstellungsverfahren unabhängigen Prüfstands, dessen Komponenten jedoch in industrielle Anlagen integrierbar sein müssen. Des Weiteren ist für die spätere Anwendung der Methode zur Klassifikation eine Probenentnahme aus dem Material erforderlich. Dies wird durch die Entkopplung von der industriellen Folienherstellung ermöglicht.

Zur technischen Umsetzung werden zunächst in Abschnitt 6.2 die Komponenten der Bildaufnahme analog zum Entwurf der Bildverarbeitungskette ausgewählt. Anschließend wird ein Prüfstand von Rolle zu Rolle umgesetzt, in welchen die Komponenten zur Bildaufnahme installiert werden. Darauf aufbauend wird die Funktion des Prüfstands durch die Einbindung der Komponenten in eine Kommunikationsstruktur realisiert. Darüber hinaus wird der Prüfstand in die Abläufe der Methode zur Klassifikation integriert und hierfür eine geeignete Softwarestruktur umgesetzt (vgl. Abschnitt 6.3). In Abschnitt 6.4 erfolgt eine Justierung und Kalibrierung des Prüfstands sowie eine Analyse der Messgenauigkeit. Eine einfache Übertragbarkeit in die industrielle Anwendung wird durch eine abschließende Betrachtung der Skalierbarkeit sichergestellt.

### 6.2 Auswahl der Komponenten zur Bildaufnahme

Die Auswahl der Komponenten zur Bildaufnahme erfolgt nach Maßgabe des Entwurfs des zerstörungsfreien Prüfverfahrens in Abschnitt 4.4.3. Die wesentlichen Rahmenbedingungen hinsichtlich der spezifischen Auswahl der Komponenten betreffen die technischen Anforderungen. Diese umfassen die Materialbreite (85 – 115 mm), die Geschwindigkeit der Materialbahn ( $100 \frac{\text{m}}{\text{min}}$ ) sowie die benötigte Auflösung (20  $\mu\text{m}$ ).


## 6 Technische Umsetzung des Verfahrens

### Auswahl der Beleuchtung

Die Erkenntnisse des Entwurfs der Bildaufnahme umfassen in Bezug auf die Beleuchtung die Auswahl einer LED-Beleuchtung mit einer Wellenlänge im roten Spektralbereich sowie einer möglichst hohen Bestrahlungsstärke. Die ausgewählte Beleuchtungseinheit ist in Tabelle 16 dargestellt.

Tabelle 16: Beleuchtungseinheit zur Prüfung von Batterieseparatoren

Eigenschaft	Technische Daten
Wellenlänge	625 nm
Bestrahlungsstärke	$1800 \frac{\text{W}}{\text{m}^2}$
Anzahl LEDs	180
Breite der Linie	400 mm



Zudem werden die einzelnen Beleuchtungseinheiten als T-, RD- sowie RH-Beleuchtung in Bezug auf die Zeilenkamera sowie den Batterieseparator angeordnet (vgl. Abbildung 32). Dabei steht die RD-Beleuchtung senkrecht zur Materialbahn. Die Anstellwinkel  $\delta$  der T- und der RH-Beleuchtung sowie der Anstellwinkel der Kamera  $\tau$  betragen jeweils  $25^\circ$ .

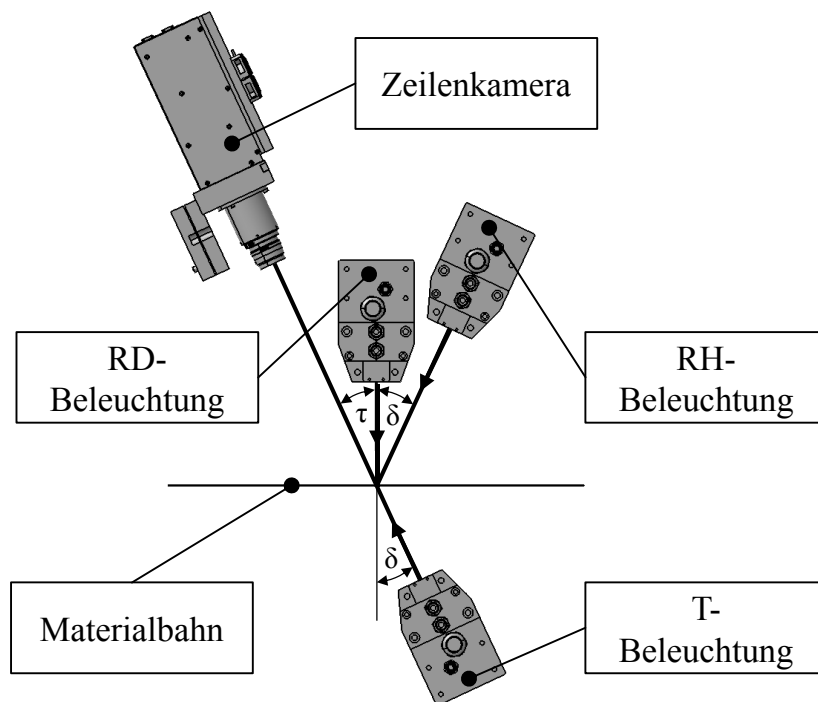


Abbildung 32: Anordnung der Beleuchtungseinheiten relativ zur Kamera und der Materialbahn



### Auswahl der Kamera

Bei der Auswahl der Kamera ist ein geeigneter Zeilensensor auf Basis der CMOS-Technologie auszuwählen. Hierzu wird zunächst die erforderliche Pixelanzahl ermittelt. Maßgeblich ist dabei die Breite des Materials, welche nach DIN SPEC 91252 (2011) für prismatische Zellen maximal 115 mm beträgt. Die benötigte Pixelanzahl ergibt sich schließlich aus dem Quotienten der benötigten Sichtfeldbreite  $FOV_H$  und der benötigten Auflösung  $A_O$ :

$$\text{Pixelanzahl} = \frac{FOV_H}{A_O} = 7500 \text{ Pixel} \quad (6-1)$$

Für die benötigte Sichtfeldbreite  $FOV_H$  wurden 135 mm gewählt. Die benötigte Auflösung  $A_O$  wurde etwas niedriger als erforderlich auf 18  $\mu\text{m}$  festgelegt. Daraus errechnet sich eine erforderliche Pixelanzahl von 7500.

Ein weiteres Kriterium ist die Bildaufnahmefrequenz. Diese muss so eingestellt werden, dass sich in Material- und Querrichtung die exakt gleiche Auflösung ergibt. Somit resultieren quadratische Pixel. Die benötigte Bildaufnahmefrequenz  $f_A$  ergibt sich aus dem Quotienten der Materialgeschwindigkeit  $v_R$  und der benötigten Auflösung  $A_O$ :

$$f_A = \frac{v_R}{A_O} = 9,259 \text{ kHz} \quad (6-2)$$

Als Prüfgeschwindigkeit wird für den vorliegenden Prüfstand 10  $\frac{\text{m}}{\text{min}}$  gewählt.

Daraus errechnet sich eine minimal erforderliche Bildaufnahmefrequenz von ca. 9,3 kHz. Eine Übertragbarkeit auf die reale industrielle Prüfgeschwindigkeit von 100  $\frac{\text{m}}{\text{min}}$  wird durch die spätere Überprüfung der Skalierbarkeit sichergestellt.

Da die drei Beleuchtungen mittels nur einer Zeilenkamera ausgewertet werden, ist es erforderlich, dass die Kamera über mehr als eine Pixelzeile verfügt. Über eine Steuerung werden die Beleuchtungen in fester Reihenfolge sequenziell ein- und ausgeschaltet. Die Frequenz dieses Ein- und Ausschaltens muss an die Bildaufnahmefrequenz angepasst sein. Dies erfolgt über den Inkrementalgeber, der sowohl die Bildaufnahmefrequenz als auch die Frequenz der Beleuchtung vorgibt. Hierzu muss die Auflösung des Inkrementalgebers (im vorliegenden Fall 12,5  $\mu\text{m}$ ) niedriger sein als die benötigte Auflösung. Am Beispiel einer Kamera mit drei Zeilen ist der Vorgang in zeitlicher Reihenfolge in Abbildung 33 dargestellt. Darin ist zu fünf verschiedenen Zeitpunkten  $t_1$  bis  $t_5$  die Bildaufnahme eines Materials gezeigt, welches sich horizontal nach rechts bewegt. Der zeitliche

## 6 Technische Umsetzung des Verfahrens

Abstand  $\Delta t$  zwischen den Zeitpunkten entspricht dem reziproken Wert der Bildaufnahmefrequenz und der Beleuchtungsfrequenz  $f_B$ :

$$\Delta t = \frac{1}{f_B} \quad (6-3)$$

Es kann anhand des Beispiels gezeigt werden, dass die Punkte 1, 2 und 3 des Materials in allen drei Beleuchtungen (T, RH und RD) erfasst werden.

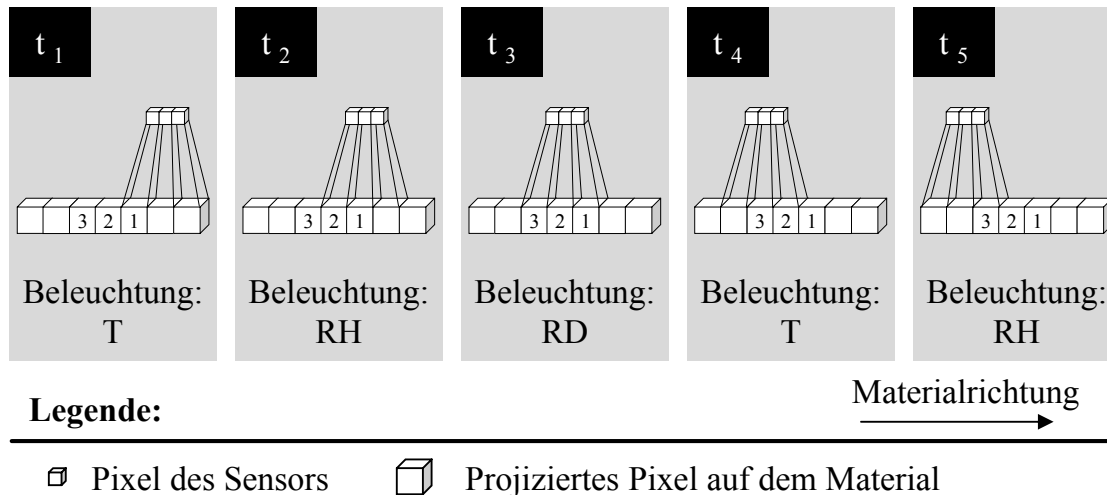


Abbildung 33: Simultane Bildaufnahme in drei Beleuchtungskanälen mittels eines Zeilensensors mit drei Zeilen

Wird die Beleuchtungsfrequenz höher als die Bildaufnahmefrequenz gesetzt, werden die Zeilen der Kamera jeweils nur zu einem Teil ausgeleuchtet. Hierdurch kann eine Auswertung dreier Beleuchtungen durch eine Kamera mit zwei Zeilen erfolgen. Die ausgewählte Kamera ist in Tabelle 17 dargestellt. Da die Pixelzahl höher liegt als gefordert, kann auf die Nutzung der Sensorränder, welche eine höhere Verzeichnung aufweisen, verzichtet werden.

Tabelle 17: Kamera zur Prüfung von Batterieseparatoren

Eigenschaft	Technische Daten
Pixelzahl	2 x 8192
Pixelgröße	7 x 7 $\mu\text{m}$
Bildaufnahmefrequenz	37 kHz
Kameraverstärkung	0...+34 dB

### Auswahl des Objektivs

Das Objektiv hat die Aufgabe, das Bild vollflächig auf den Sensor zu projizieren. Durch ein iteratives Vorgehen zur Bestimmung der Gegenstandsweite  $g_w$  und der Brennweite  $f_w$  wurde im letzten Schritt das Objektiv ausgewählt. Hierdurch konnte eine Gegenstandsweite von 365 mm ermittelt werden. Die Brennweite  $f_w$  ergibt sich schließlich aus dem folgenden Zusammenhang:

$$f_w = \frac{g_w \cdot B_G}{G_G + B_G} = \frac{g_w \cdot B_S}{FOV_H + B_S} \approx 102 \text{ mm} \quad (6-4)$$

Dabei bezeichnet  $g_w$  die Gegenstandsweite,  $G_G$  die Gegenstandsgröße sowie  $B_G$  die Bildgröße. Die Gegenstandsgröße  $G_G$  entspricht der Breite des Sichtfeldes  $FOV_H$  (135 mm). Die Bildgröße  $B_G$  entspricht der genutzten Breite des Sensors  $B_S$  und ergibt sich aus dem Produkt aus der genutzten Pixelzahl (7500) und der Pixelgröße (7  $\mu\text{m}$ ) zu 52,5 mm. Das nach der Maßgabe einer Brennweite von ca. 102 mm ausgewählte Objektiv ist in Tabelle 18 dargestellt.

*Tabelle 18: Objektiv zur Prüfung von Batterieseparatoren*

Eigenschaft	Technische Daten
Brennweite	102,3 mm
Blendenzahl	5,6
Bildkreis	108 mm
Transmission	400 – 700 nm



Wichtig für die spätere Auslegung des Prüfstands von Rolle zu Rolle ist die sich durch das Objektiv ergebende Schärfentiefe  $S_T$ . Diese berechnet sich aus folgendem Formelzusammenhang zwischen der Gegenstandsweite  $g_w$ , der Brennweite  $f_w$ , der Blendenzahl  $k_B$  und dem Durchmesser des Zerstreuungskreises  $C$ , der als die halbe Größe des Sensorelements zu 3,5  $\mu\text{m}$  angenommen wird (vgl. Abschnitt 3.2.1):

$$S_T = \frac{2Ck_B g_w (g_w - f_w)}{f_w^2} = 0,34 \text{ mm} \quad (6-5)$$

Um scharfe Bilder erzeugen zu können, muss daher die Materialführung in einer Weise erfolgen, dass der Batterieseparator den Bereich der Schärfentiefe nicht verlässt. Im Folgenden wird ein Prüfstand beschrieben, der dies sicherstellt.

### 6.3 Umsetzung eines zerstörungsfreien Prüfstands

Die Durchführung einer ZfP in einem unabhängigen Versuchsaufbau erfordert die Umsetzung einer Materialtransporteinheit von Rolle zu Rolle, in die die ausgewählten Bildaufnahmekomponenten integriert werden. Weiterhin wird die Funktion des Prüfstands durch die Einbindung der Komponenten in eine Kommunikationsinfrastruktur gewährleistet. Zudem erfordert die spätere Anwendung der Methode zur Klassifikation die Einbindung des Prüfstands in eine umzusetzende Softwareinfrastruktur.

#### 6.3.1 Umsetzung einer Materialtransporteinheit

Der gesamte Aufbau der Materialtransporteinheit, in welche die Komponenten zur Bildaufnahme integriert sind, ist in Abbildung 34 dargestellt und wird im Folgenden beschrieben.

Alle Komponenten sind in ein Gehäuse integriert, um einen Sauberbereich für die Prüfung zu schaffen. Die Materialtransporteinheit beinhaltet zwei elektrisch getriebene Wickelrollen, welche mit einem pneumatischen Spannmechanismus versehen sind, der die Fixierung des auf Rollen befindlichen Batterieseparators bewerkstelligt. Des Weiteren werden für die Materialführung vier Umlenkrollen eingesetzt. Eine der Umlenkrollen ist als sog. Tänzer ausgeführt, welcher in horizontaler Richtung verschiebbar gelagert ist und pneumatisch betätigt die nötige Bahnspannung herstellt. Die Druckluftbeaufschlagung der Tänzerverstellung wird über ein 5/2-Wege-Ventil an ein Linearpotenziometer zur Spannung der Materialbahn weitergegeben. Der Arbeitsdruck von bis zu 1,2 bar wird über ein Feindruckregelventil eingestellt und über eine elektronische Anzeige ausgegeben. Der anliegende Arbeitsdruck verhält sich dabei linear zur Bahnspannung. Um einen Versatz des Wickelprozesses auszugleichen, sind die Wickeleinheiten, bestehend aus der jeweiligen Spannachse sowie der jeweils unteren Umlenkrollen, beidseitig auf Schlitten quer zur Wickelrichtung linear verschiebbar gelagert. Deren Position kann durch einen elektrischen Stellantrieb verändert werden. Zur Steuerung dieser Linearantriebe wird eine Speicherprogrammierbare Steuerung (SPS) verwendet, die die Bahnposition von vier Ultraschall-Bahnkantensensoren auswertet. Die permanente Korrektur der Bahnposition ermöglicht eine faltenfreie Auf- und Abwicklung. Die erforderlichen Winkelgeschwindigkeiten der Wickelwalzen zur Realisierung eines Wickelvorgangs sind abhängig vom Außendurchmesser der darauf befindlichen Rollen. Zur Regelung der Winkelgeschwindigkeiten befindet sich jeweils ein Ultraschallsensor an der Auf- und

### 6.3 Umsetzung eines zerstörungsfreien Prüfstands

Abwickelrolle, der kontinuierlich den Außendurchmesser der Batterieseparatorrolle misst. Um den Inspektionsbereich herum befindet sich der Justierungsrahmen, in dem zwei Rollen gelagert sind, die die Materialbahn glätten. Der Rahmen dient zur Feinjustierung der Bahnhöhe in die Fokusposition der Kamera. Hierdurch wird eine optimale Nutzung des Bereichs der Schärfentiefe erreicht. Ein weiterer Bestandteil des Prüfstands ist ein Inkrementalgeber, der die Bahngeschwindigkeit erfasst und diese auf einem Bedienpult ausgibt sowie an das Bildverarbeitungssystem weitergibt (vgl. Abschnitt 6.3.3). Darüber hinaus sind in den Prüfstand die ausgewählten Bildverarbeitungs-komponenten integriert. Wie gezeigt befinden sich Kamera und Objektiv relativ zum Inspektionsbereich im 2. Quadranten. Die Positionen der Beleuchtungen wurden – wie im Verfahrensentwurf in Abschnitt 4.4.3 ausgewählt – umgesetzt. Somit befindet sich analog zu Abbildung 32 die RD-Beleuchtung senkrecht über der Materialbahn sowie die RH- und T-Beleuchtung relativ zum Inspektionsbereich im 1. und im 4. Quadranten. Zudem ist zur visuellen Prüfung durch den Bediener ein Leuchttisch auf Höhe der Materialbahn installiert.

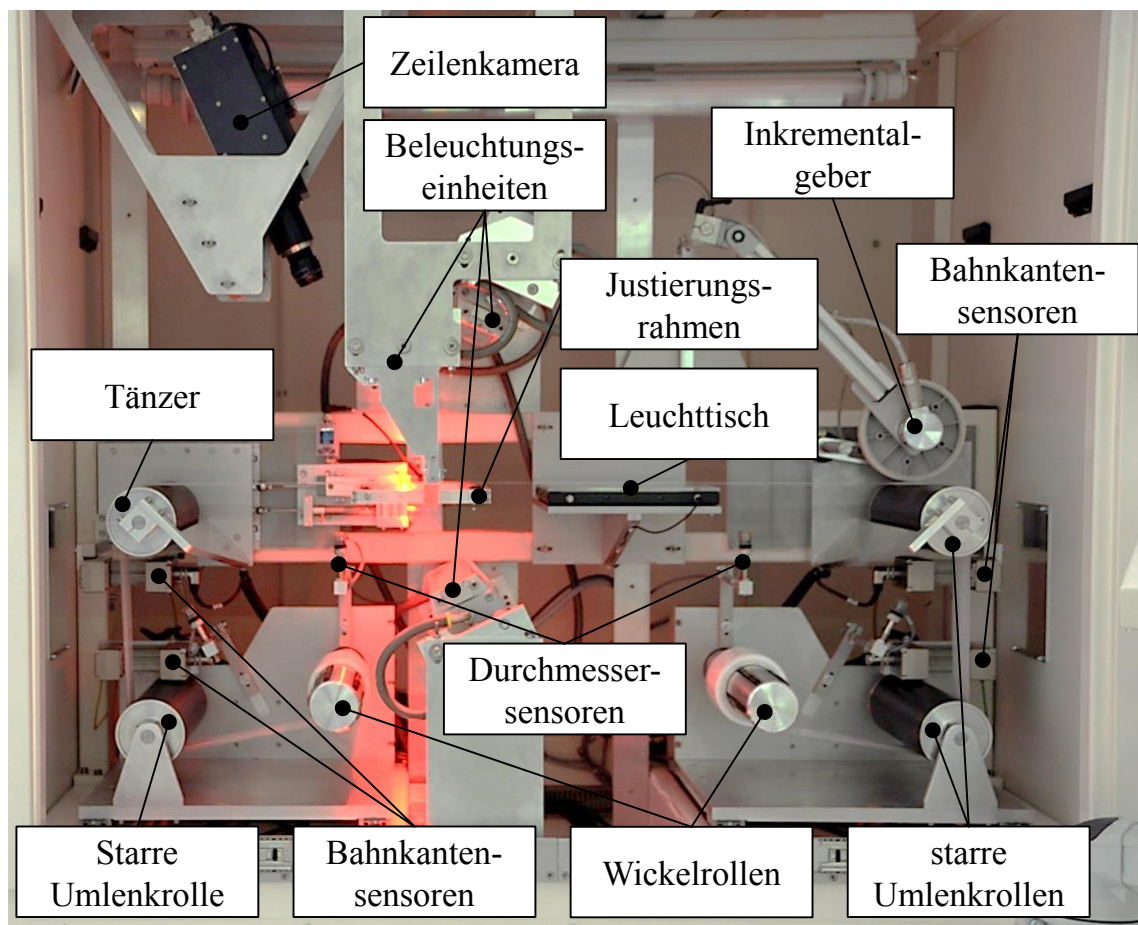


Abbildung 34: Optischer Prüfstand für Batterieseparatoren

### 6.3.2 Umsetzung einer Kommunikationsstruktur

Im Folgenden wird eine Kommunikationsstruktur der Komponenten des Prüfstands dargestellt, welche die Datenübertragung zur Bildauswertung sowie zur Parametrierung des Verfahrens gewährleistet (vgl. Abbildung 35).

Der Inkrementalgeber dient, mittels des auf der Umlenkrolle aufliegenden Rads, der Messung einer Winkelgeschwindigkeit. Dieses Signal gelangt über eine RS 422-Schnittstelle an einen Ein-/Ausgabe (I/O)-Controller, welcher die Winkelgeschwindigkeit in die Materialgeschwindigkeit umrechnet. Für alle weiteren Schnittstellen wurde die Ethernet-Technologie genutzt, welche durch die IEEE 802.3 (2012) spezifiziert ist. Vom I/O-Controller wird das Geschwindigkeitssignal an die Beleuchtungssteuerung, an die Kamera sowie an den PC weitergegeben. Die Beleuchtungssteuerung dient der Vorgabe der erforderlichen Beleuchtungsfrequenz in Abhängigkeit von der Materialgeschwindigkeit und der Parametrierung der einzelnen Beleuchtungskanäle. Die Parametrierung, d. h. die Vorgabe der Belichtungszeit und der Bestrahlungsstärke relativ zum möglichen Maximalwert, erfolgt für die jeweiligen Beleuchtungskanäle über den PC. Die Bildaufnahmefrequenz der Kamera wird ebenfalls über das Geschwindigkeitssignal des I/O-Controllers geregelt. Des Weiteren finden in der Kamera bereits die Bildvorverarbeitung, d. h. die Korrektur des Grauwertverlaufs und die Signalanpassung, sowie die pixelbasierte Segmentierung statt. Deren Parametrierung erfolgt ebenfalls über den PC. Die segmentierten Bilddaten werden schließlich an den PC übermittelt. Dort findet die Extraktion der Merkmale statt. Zur Klassifikation ist ein regelbasierter Klassifikator in die Bildverarbeitung implementiert.

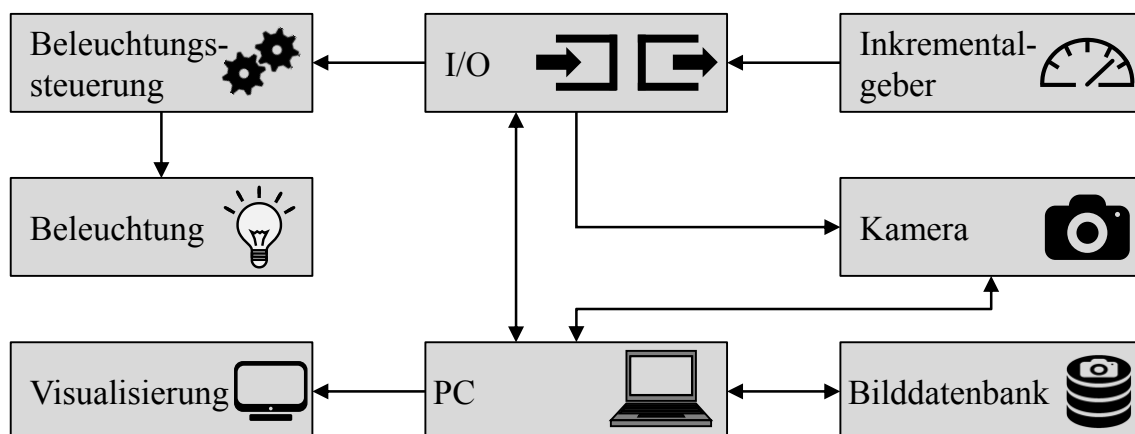


Abbildung 35: Kommunikationsstruktur der Bildaufnahme

Auftretende Ungängen werden durch den Klassifikator unmittelbar klassifiziert, sowie in der Bilddatenbank gespeichert. Die Visualisierung der Ungängen er-

## 6.3 Umsetzung eines zerstörungsfreien Prüfstands

möglicht eine Betrachtung der Objektbilder und der zugehörigen Merkmale aus der Bilddatenbank sowie parallel zur laufenden Prüfung (vgl. Abbildung 36).

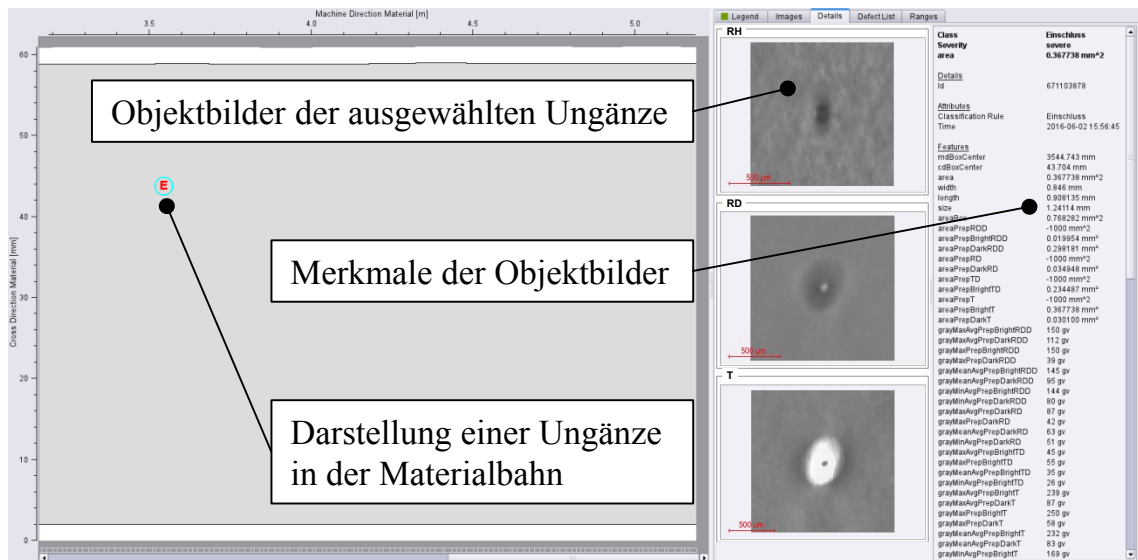


Abbildung 36: Beispielhafte Darstellung der Visualisierung des Verfahrens

### 6.3.3 Umsetzung einer Softwarestruktur

Für eine gute technische Integration des Prüfstands in die Abläufe der Methode zur Klassifikation von Ungenätzen wird eine Softwareinfrastruktur umgesetzt, welche in Abbildung 37 dargestellt ist.

Über das Konfigurationsinterface kann der Benutzer mit allen Softwarekomponenten interagieren. Hierüber werden zunächst die Parameter in die Bildverarbeitungskette integriert. Die erzeugten Bild- und Merkmalsdaten werden in der Bilddatenbank abgelegt und können dort vom Benutzer gesichtet und im XML-Dateiformat, welches nach der vom W3C-Konsortium herausgegebenen XML-Spezifikation definiert ist (WORLD WIDE WEB CONSORTIUM 2013), als zusammenhängende Liste ausgegeben werden. Die Erweiterung dieser Liste um die Klasseninformation kann durch ein Tabellenkalkulationsprogramm, wie bspw. Microsoft Excel, erfolgen. Als Modellierungswerkzeug wurde *rapidminer* (RAPIDMINER 2016) gewählt, welches eine Umgebung für maschinelles Lernen darstellt. An diese wird durch den Benutzer eine aus der Bilddatenbank extrahierte Liste an Ungenätzen, welche um die Klasseninformation erweitert wurde, im XML-Format übergeben. Darüber hinaus werden über das Konfigurationsinterface die freien Parameter des Entscheidungsbaumalgorithmus vorgegeben bzw. ein entsprechender Versuchsplan hinterlegt. Des Weiteren wird dem Benutzer über die Schnittstellen das Feedback über den Lernerfolg in Form der berechne-



## 6 Technische Umsetzung des Verfahrens

ten Kennzahlen sowie der Modellbäume und der Konfusionsmatrizen bereitgestellt. Nach der Evaluierung und Auswahl des optimierten Modells wird dieses mittels des Modellierungswerkzeugs in Regeln überführt, welche anschließend im Klassifikator des Bildverarbeitungssystems hinterlegt werden.

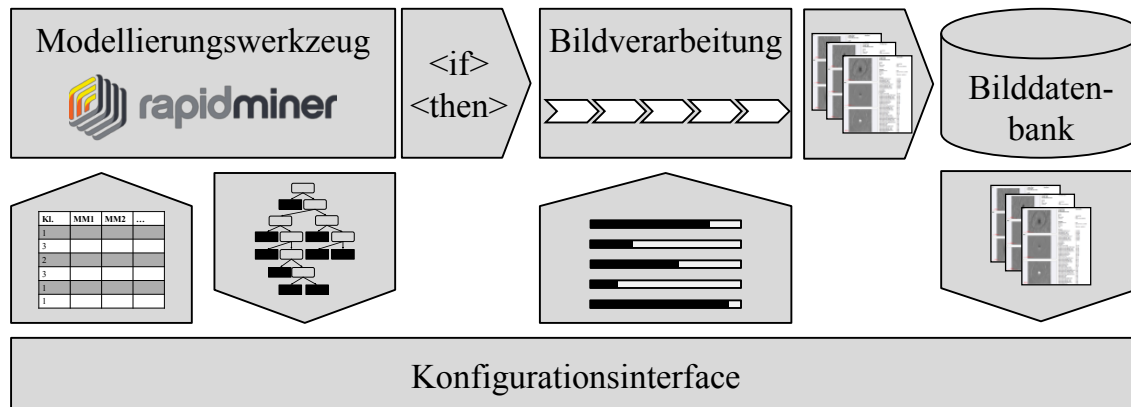


Abbildung 37: Softwarestruktur des Verfahrens zur Klassifikation von Ungängen

### 6.4 Justierung und Kalibrierung des Prüfstands

Vor der Inbetriebnahme des Prüfstands ist zu dessen Qualifizierung eine Justierung und Kalibrierung durchzuführen. Justierung bedeutet das „Einstellen oder Abgleichen eines Messgeräts, um systematische Messabweichungen so weit zu beseitigen, wie es für die vorgesehene Anwendung erforderlich ist“ (DIN 1319, Blatt 1 1980). Dies erfordert beim Verfahren zur optischen Prüfung von Batterieseparatoren die Ausrichtung der Kamera zur Materialbahn. Unter Kalibrierung ist das „Ermitteln des Zusammenhangs zwischen Messwert oder Erwartungswert der Ausgangsgröße und dem zugehörigen wahren oder richtigen Wert der als Eingangsgröße vorliegenden Messgröße für eine betrachtete Messeinrichtung (...)“ zu verstehen (DIN 1319, Teil 1 1980). Beim Verfahren zur optischen Prüfung von Batterieseparatoren betrifft dies die Ermittlung eines Kalibrierfaktors, der den Zusammenhang zwischen einem Pixel des Sensors und dem zugehörigen Ergebnis in einem metrischen System wiedergibt.

#### Justierung

Die Justierung des Kamerasystems ist bei Zeilenkameraanwendungen äußerst wichtig, da durch die kurzen Belichtungszeiten der Sensorzeilen eine maximale Nutzung der vorliegenden Beleuchtungsstärke erforderlich ist. Im vorliegenden Fall wird hierzu ein Justierungswerkzeug genutzt, welches die konstruktiv ermittelte Position der Abbildung der Sensorzeile aus dem Material durch die Optik



## 6.4 Justierung und Kalibrierung des Prüfstands

vorgibt. Dieses Werkzeug ist in Abbildung 38 dargestellt. Das darin befindliche Justiermuster ist mittels zweier senkrecht zueinander gespannter Drähte zentriert ausgerichtet. Bei der optimalen Ausrichtung der Kamera erscheint das Muster (vgl. Abbildung 38 rechts), welches aus zwei punktsymmetrischen Dreiecken aufgebaut ist, im Kamerasignal in der Form, dass beide Grundlinien der Dreiecke sichtbar sind.

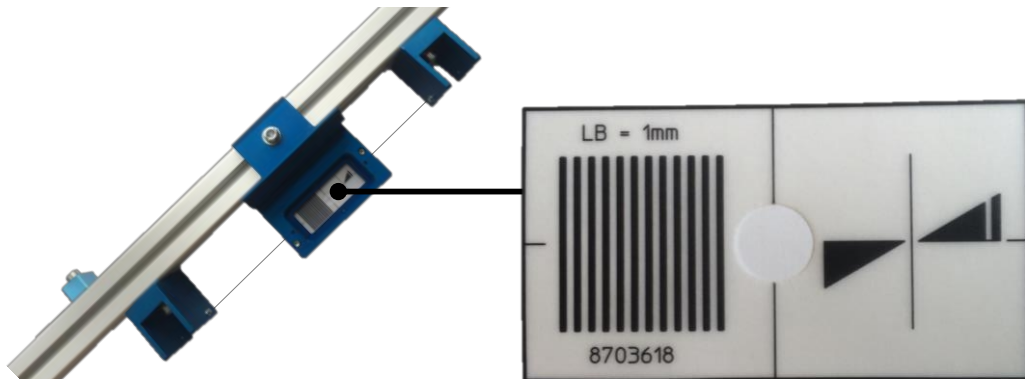


Abbildung 38: Justierungswerkzeug

Anschließend wird die Höhe der Materialbahn zur Fokusposition ausgerichtet. Zur Feinjustierung verfügt der Prüfstand über den in Abbildung 39 gezeigten Justierungsrahmen, in dem die beiden Führungsrollen gelagert sind.

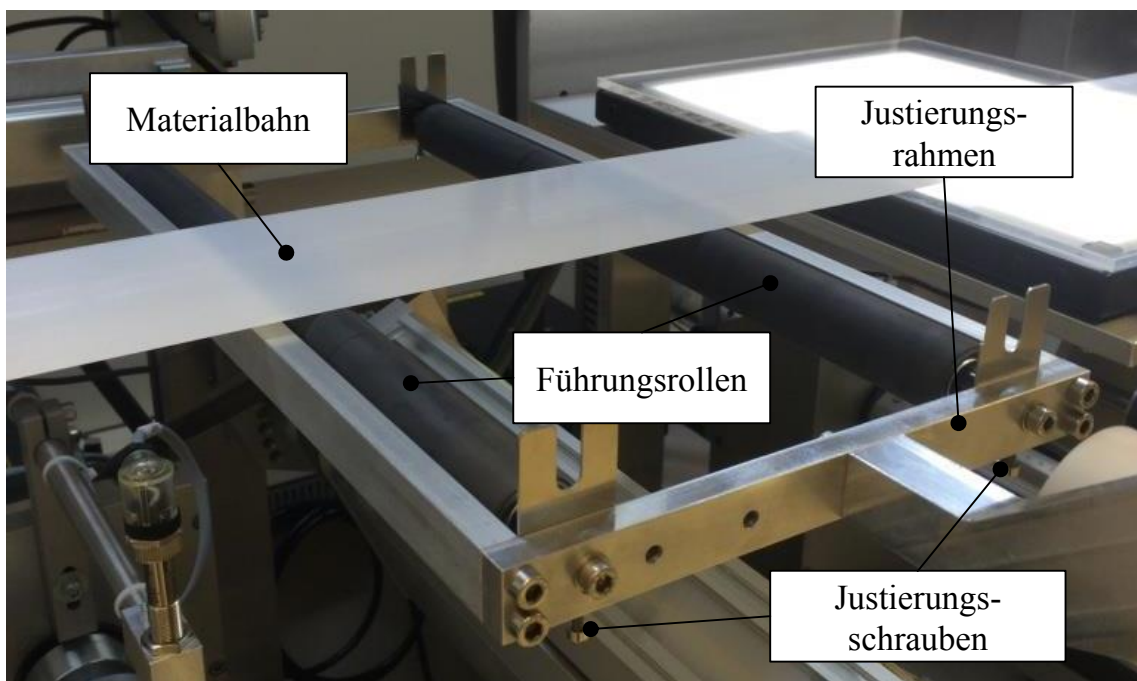


Abbildung 39: Justierungsrahmen

Das Ziel dabei ist es, die Höhe so einzustellen, dass die Materialbahn im Bereich der Tiefenschärfe des Optiksystems von 0,35 mm liegt. Hierzu wird das Linien-

muster in Abbildung 38 auf die Höhe der Materialbahn gespannt. Anschließend wird die Höhe des Justierungsrahmes mittels der Justierungsschrauben in engen Schritten verändert, bis sich im Kamerasignal eine optimale Trennschärfe zwischen den dunklen Linien und dem hellen Hintergrund ergibt.

### Kalibrierung

Der wesentliche Schritt der Kalibrierung ist die Rückführung eines Messmittels auf ein Normal. Grundsätzlich spielt dies hinsichtlich der Klassifikation eine untergeordnete Rolle, da diese nicht auf Basis metrischer Merkmale, sondern auf Merkmalsgrenzen, welche in früheren Messungen mit der identischen Konfiguration des Bildverarbeitungssystems ermittelt wurden, geschieht. Um jedoch eine Validierung durch Experten zu ermöglichen, wird dies dennoch durchgeführt. Hierzu wird für das vorliegende Kamerasystem ein Kalibrierfaktor berechnet, der die Pixeldimension des Bildes in eine metrische Einheit überführt. Bei der Durchführung dieser Berechnung sind einige Kriterien zu beachten. Zunächst soll die Kalibrierung unter den gleichen Bedingungen erfolgen wie die spätere Prüfung. Hierzu zählen die Konfiguration der Komponenten sowie die Aufnahmebedingungen (Beleuchtungsbedingungen, ObjektivEinstellung, Bildverarbeitungsalgorithmen etc.). Darüber hinaus soll die Kalibrierung am realen Prüfteil durchgeführt werden (DEMANT et al. 2011, S. 224).

Somit wird die Kalibrierung des Verfahrens zur optischen Prüfung von Batterieseparatoren anhand des beschriebenen Prüfstands sowie eines ausgewählten Batterieseparators durchgeführt. Hierzu wird der im späteren Verlauf der Arbeit selektierte Batterieseparator verwendet, der eine Breite von 60 mm aufweist (vgl. Abschnitt 7.2). Dabei wird an zehn Messstellen die Position der linken und rechten Materialkante ermittelt. Hierfür wird das Kamerasignal in RD-Beleuchtung ausgewertet, da sich hier die größte Trennschärfe bezüglich der Materialkante ergibt. Der Grund dafür ist die hohe Lichtstreuung durch die poröse Struktur des Batterieseparators, wodurch ein hoher Lichtanteil zur Kamera gelangt. Im Gegensatz dazu wird in den Bereichen des Sichtfeldes, an denen sich kein Material befindet, kein Licht zur Kamera reflektiert. Aus den 10 Messstellen resultiert eine durchschnittliche Materialbreite von 3362 Pixeln. Hieraus ergibt sich ein Kalibrierfaktor von  $17,8 \frac{\mu\text{m}}{\text{Pixel}}$ , welcher im Bildverarbeitungssystem hinterlegt wird.

Ein weiterer Bestandteil einer Kalibrierung ist die Korrektur der Bildverzerrung, welche durch die Perspektive, den Bildsensor oder das Objektiv hervorgerufen wird. Im vorliegenden Fall ist dies aus zwei Gründen nicht erforderlich.

Zunächst beruht die Identifikation einer Ungänze nicht auf metrischen Merkmalswerten, sondern auf Merkmalsgrenzen, welche in früheren Messungen mit der identischen Konfiguration des Bildverarbeitungssystems ermittelt wurden. Des Weiteren wird zur Bildaufnahme der von Verzeichnung stärker betroffene Randbereich des Sensors nicht genutzt. Das ausgewählte Material weist ferner eine Breite von 60 mm auf, sodass wie oben beschrieben im Mittel nur ein zentraler Bereich von 3362 Pixeln des 8192 Pixel-breiten Sensors verwendet wird.

### 6.5 Analyse der Messgenauigkeit des Prüfstands

Im folgenden Abschnitt erfolgt eine Analyse der Messgenauigkeit des Prüfstands. Hierzu wird anhand von Messreihen überprüft, ob eine ausreichende Justierung und Kalibrierung des Verfahrens zur optischen Prüfung von Batterie-separatoren vorliegt. Hierfür wird der Leitfaden zum Fähigkeitsnachweis von Messsystemen nach MSA (Measurement System Analysis) (siehe DIETRICH 2002) herangezogen.

Zunächst muss festgehalten werden, dass für die optische Prüfung von Batterie-separatoren nach Ungängen keine rückgeführten Normale existieren, welche zur Bewertung von Prüfverfahren verwendet werden könnten. Darüber hinaus ist eine Ungänze, wie in Abschnitt 4.2.1 gezeigt, das Resultat eines Störeinflusses oder von statistischen Effekten während des Herstellungsprozesses. Es handelt sich daher nicht um eine Zielgröße eines Produktionsprozesses für die eine Aussage über eine Toleranz getroffen werden kann. Eine Prüfung der Prüfmittelfähigkeit nach Verfahren 1 der MSA ist daher nicht möglich. Diese Prüfmittelfähigkeit musste für die Durchführung eines weiteren Verfahrens vorausgesetzt werden.

Da es sich im vorliegenden Fall um ein automatisiertes Prüfverfahren ohne Bedienereinfluss handelt, kommt Verfahren 3 der MSA zum Einsatz. Ziel des Verfahrens ist es, eine Wiederholpräzision ( $EV = \text{Equipment Variation}$ ) zu ermitteln. Hierzu wird eine Testfolie mit unterschiedlich großen, kreisrunden Objekten verwendet, anhand derer eine Wiederholung der Messungen, im Gegensatz zu realen Ungängen, durchgeführt werden kann. Nach MSA müssen mindestens 5 über den Messbereich verteilte Messobjekte ( $n_M \geq 5$ ) ausgewählt werden, die jeweils mindestens 2 Mal ( $r \geq 2$ ) vermessen werden. Das Produkt aus  $n_M$  und  $r$  muss zudem mindestens 20 betragen (DIETRICH 2002, S. 28). Im vorliegenden Fall werden insgesamt jeweils 3 Objekte der 8 Durchmesser 1,5 mm, 1 mm,

0,75 mm, 0,5 mm, 0,4 mm, 0,3 mm, 0,2 mm sowie 0,1 mm gewählt und jeweils 5 Mal in Material- und quer zur Materialrichtung vermessen. Hierzu werden Bilder im T-Kanal generiert, da hier die schärfsten Objektkonturen vorliegen (vgl. Anhang, Abschnitt 13.5).

Die Wiederholpräzision ergibt sich schließlich aus dem Produkt eines Faktors  $K_1$ , der abhängig ist von  $n_M$  und  $r$ , und dem Mittelwert der Spannweiten der Messungen  $\bar{R}$  (DIETRICH 2002, S. 29):

$$EV = K_1 \cdot \bar{R} = 30,1 \mu\text{m} \quad (6-6)$$

Die Mittelwerte der durchgeführten Messungen sowie die Spannweiten sind im Anhang in Abschnitt 13.5 gezeigt. Hieraus ergibt sich eine mittlere Spannweite von  $14 \mu\text{m}$ . Der Faktor  $K_1$  beträgt bei 5 Wiederholmessungen an 24 Objekten 2,21 (DIETRICH 2002, S. 56). Die Wiederholpräzision von  $30,1 \mu\text{m}$  liegt im Bereich der doppelten Pixelauflösung von  $18 \mu\text{m}$ . Somit kann die Genauigkeit des automatisierten Prüfstands als sehr hoch bewertet werden.

### 6.6 Überprüfung der Skalierbarkeit des Prüfansatzes

Mit dem vorliegenden Prüfstand kann unter Berücksichtigung der Einfachheit der prototypischen Implementierung eine Prüfgeschwindigkeit bis  $10 \frac{\text{m}}{\text{min}}$  erreicht werden. Im Vergleich zu realen Produktionsbedingungen ist diese Geschwindigkeit um den Faktor 10 niedriger. Daher soll im Folgenden die Skalierbarkeit des Prüfansatzes bewertet werden. Auf eine Anpassung der Auflösung zur Senkung der Bildaufnahmefrequenz und der Erhöhung der Belichtungszeit soll dabei aufgrund der technischen Anforderungen allgemein verzichtet werden.

Hinsichtlich der Bildaufnahmefrequenz wurde im vorliegenden Fall eine benötigte Frequenz von 9.3 kHz errechnet. Es können daher zur Steigerung der Prüfgeschwindigkeit um den Faktor 10 Kameras mit ca. 100 kHz Bildaufnahmefrequenz gewählt werden, welche bereits Stand der Technik sind (RAUSCHER 2016).

Zudem beträgt das Sichtfeld im vorliegenden Fall 135 mm. Wie in Abschnitt 4.4.3 erläutert, beträgt die Materialbreite für LIZ nach DIN SPEC 91252 (2011) zwischen 85 und 115 mm. Eine Vergrößerung des Sichtfeldes, bspw. durch den Einsatz mehrerer paralleler Kameras, ist daher nicht erforderlich.

Der begrenzende Faktor bei Zeilenkameraanwendungen ist jedoch, aufgrund der kurzen Belichtungszeiten, die Menge des pro Zeiteinheit eintreffenden Lichts.

Ein möglicher Ansatz, die Belichtungszeit zu erhöhen, ist die Realisierung der Bildaufnahme durch eine Kamera pro Beleuchtungseinheit. Auf diese Maßnahme soll aus wirtschaftlichen Gründen verzichtet werden. Ein weiterer, häufig verwendeter Ansatz zur Steigerung der Belichtungszeit ist, die Empfindlichkeit der Kamera durch eine höhere Anzahl an Sensorzeilen zu erhöhen. Heute existieren bereits Kameras mit mehr als 100 Sensorzeilen (Beyerer 2012, S. 261). Für eine Erhöhung der Belichtungszeit um den Faktor 10 kann daher für den vorliegenden Fall eine Kamera mit mindestens 20 parallel verarbeiteten Zeilen verwendet werden. Alternativen zur Erhöhung der Belichtungszeit stellen die Erhöhung der Bestrahlungsstärke der LED-Linien (im derzeitigen Stand der Technik nur eingeschränkt möglich) sowie die Nutzung der Kameraverstärkung (geht einher mit einem geringeren SNR) dar. Zusammenfassend kann gesagt werden, dass eine Umsetzung des Verfahrens zur optischen Prüfung von Batterieseparatoren in einer industriellen Produktion durch heutige Bildverarbeitungstechnologie erfolgen kann.

## 6.7 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde das Verfahren zur Klassifikation von Ungängen in Batterieseparatoren in Form eines Prüfstands technisch umgesetzt. Hierzu wurden zunächst eine LED-Linienbeleuchtung, eine CMOS-Zeilenkamera sowie ein Objektiv ausgewählt. Dies erfolgte unter Berücksichtigung der technischen Anforderungen sowie des Entwurfs der Bildverarbeitungskette. Anschließend wurde eine Materialtransporteinheit umgesetzt, in welche die ausgewählten Bildaufnahme-komponenten installiert wurden. Ferner wurde die Funktion der Bildverarbeitungskette durch die umgesetzte Kommunikationsinfrastruktur realisiert. Darüber hinaus wurde der Prüfstand in die Abläufe der Methode zur Klassifikation integriert und hierfür eine geeignete Softwarestruktur umgesetzt. Zur Qualifizierung des Prüfstands wurde dieser justiert, kalibriert sowie eine Bewertung des Verfahrens durchgeführt. Mit einer resultierenden Wiederholpräzision im Bereich der doppelten Pixelauflösung konnte eine hohe Genauigkeit des Prüfstands nachgewiesen werden. Des Weiteren konnte die Skalierbarkeit des Prüfansatzes in Bezug auf eine reale industrielle Anwendung in der Produktion von Batterieseparatoren aufgezeigt werden.



## 7 Anwendung der Methode zur Klassifikation

### 7.1 Übersicht

In diesem Kapitel wird anhand eines industriellen Fallbeispiels die Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren angewandt. Dazu erfolgt in Abschnitt 7.2 zunächst die Auswahl eines repräsentativen Batterieseparators. In Abschnitt 7.3 werden die Methodenschritte exemplarisch anhand des ausgewählten Materials auf der Basis von Bilddaten aus dem umgesetzten Prüfstand angewandt. Darüber hinaus erfolgt in Abschnitt 7.4 die Evaluation der Klassifikationsgenauigkeit in der Bildverarbeitungskette.

### 7.2 Auswahl des Anwendungsfalls

Die Auswahl eines Anwendungsfalls erfordert die Festlegung eines repräsentativen Batterieseparators. Zu dessen Auswahl werden folgende Kriterien zugrunde gelegt:

- Hohe Industrierelevanz in Bezug auf die Häufigkeit vergleichbarer Materialien in heutigen LIZ
- Breite industrielle Anwendbarkeit in unterschiedlichen Zelltypen
- Vollständigkeit der vorliegenden Prüfmerkmale zur Absicherung der Elemente des zerstörungsfreien Prüfverfahrens sowie der Methode zur Klassifikation von Ungängen

Auf dieser Basis wurde ein Batterieseparator ausgewählt, dessen Eigenschaften in Tabelle 19 dargestellt sind. Diese Auswahl wird im Folgenden begründet:

Mikroporöse Polymermembranen aus PE oder PP sind aufgrund ihrer mechanischen Eigenschaften und der chemischen Stabilität bei geringen Kosten aktuell die am weitest verbreiteten Batterieseparatoren in LIZ mit Flüssigelektrolyten (vgl. Abschnitt 2.3.2). In den häufigsten Fällen sind diese als einlagige PE-Membran ausgeführt (SANTHANAGOPALAN & ZHANG 2012, S. 8722). Basierend auf den Darstellungen der Herstellungsprozesse in Abschnitt 2.3.3, bei denen aus der Extrusion Endlosmaterialien entstehen, wurde das Material in Form einer Bahnware gewählt. Laut den Anforderungen an Batterieseparatoren soll deren Dicke maximal 25 µm betragen (SANTHANAGOPALAN & ZHANG 2012, S. 8729, ZHANG & RAMADASS 2010, S. 387). Bei den heute kommerziell verfügbaren

## 7 Anwendung der Methode zur Klassifikation

---

Materialien ist die häufigste Dicke 20  $\mu\text{m}$ . Die Porosität dieser Materialien beträgt typischerweise zwischen 30 und 50 % (SPOTNITZ 2011, S. 704). Durch die Summe der gewählten Materialeigenschaften wurde eine hohe Industrierelevanz sichergestellt.

Des Weiteren werden mikroporöse Polymermembranen als Substratmaterial zur Herstellung von anorganischen Kompositmembranen mit anorganischen Partikeln beschichtet (SPOTNITZ 2011, S. 705-706, WEBER & ROTH 2013, S. 87). Aufgrund der resultierenden hohen Festigkeit und thermischen Stabilität sind diese Batterieseparatoren insbesondere für den Einsatz in BEV-Batterien geeignet (ZHANG & RAMADASS 2010, S. 400). Durch die Eignung für die beiden maßgeblichen Anwendungsfälle von LIZ ist eine breite industrielle Anwendbarkeit in unterschiedlichen Zelltypen gewährleistet.

Ferner wurde eine Materialbreite von 60 mm gewählt. Die Beurteilung der Vollständigkeit der Prüfmerkmale erfordert die Kenntnis der vorliegenden Ungängen. Dies wird bei der Anwendung der Methode zur Klassifikation abgesichert.

*Tabelle 19: Eigenschaften des ausgewählten Batterieseparators*

<b>Eigenschaft</b>	<b>Ausprägung</b>
Typ	Mikroporöse Polymermembran
Material	Polyethylen
Beschaffenheit	Bahnware
Zusammensetzung	einlagig
Dicke	20 $\mu\text{m}$
Porosität	45 %
Breite	60 mm

### 7.3 Anwendung der Methodenschritte

Die Anwendung der Methode zur Klassifikation von Ungängen erfolgt anhand des ausgewählten Batterieseparators, welcher durch den in Kapitel 6 technisch umgesetzten Prüfstand untersucht wird. Dabei werden die vier Methodenschritte *Selektierung*, *Vorbereitung*, *Modellierung* und *Evaluierung* durchgeführt und die Funktionalität sowie der Nutzen der Prozessschritte dargestellt.



### 7.3.1 Anwendung der Selektierung

Die Selektierung hat zum Ziel, einen Klassifikationsdatensatz zu generieren. Hierzu werden zunächst die Parameter Beleuchtungsstärke und Belichtungszeit sowie mit der geringsten Priorität die Kameraverstärkung in den drei Beleuchtungskanälen iterativ so angepasst, dass die Mittelwerte der Signalverläufe etwa auf dem mittleren Grauwert von 128 bei einer Bildtiefe von 8 Bit liegen. Anschließend werden zur Glättung der Verläufe über die Zeilenbreite die Korrekturfunktionen berechnet sowie die Signalanpassung mit einem Schwellwert von 0,1 Graustufen pro Scanzeile begrenzt. Beispielhaft sind resultierende vorverarbeitete Grauwertbilder der Größen 60\*60 mm in Abbildung 40 dargestellt.

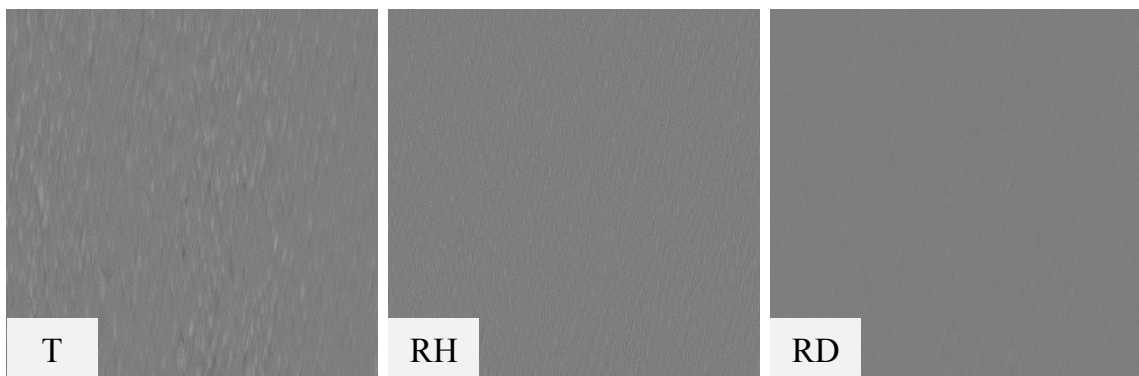


Abbildung 40: Beispielhafte vorverarbeitete Grauwertbilder

In Abbildung 41, Abbildung 42 und Abbildung 43 sind ferner die den Bildern zugehörigen Verläufe des Grauwertes  $I'$  in Querrichtung  $y$  über eine Breite von 60 mm in den drei Beleuchtungskanälen dargestellt.

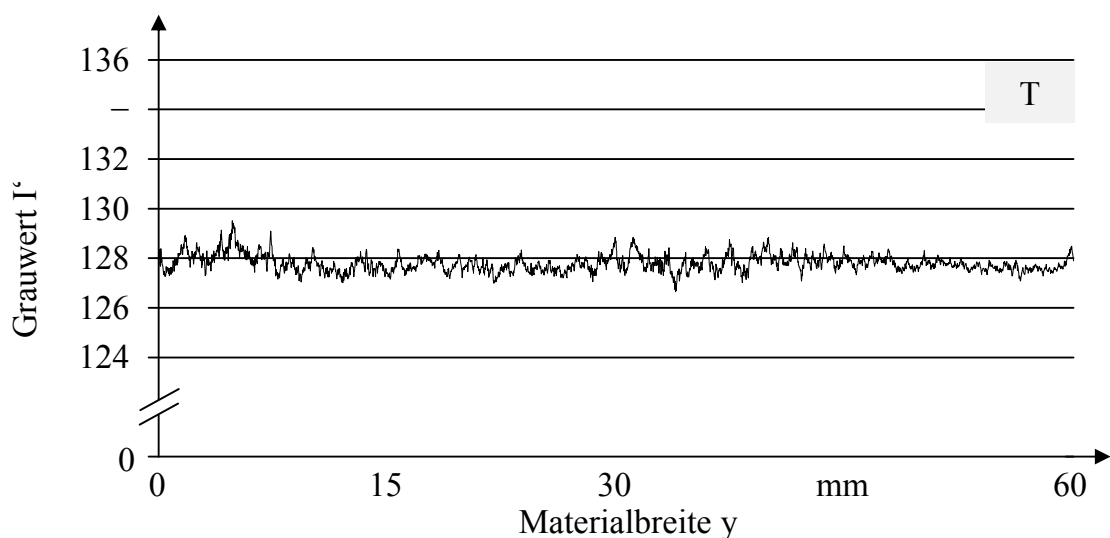


Abbildung 41: Grauwertverlauf in Kanal T

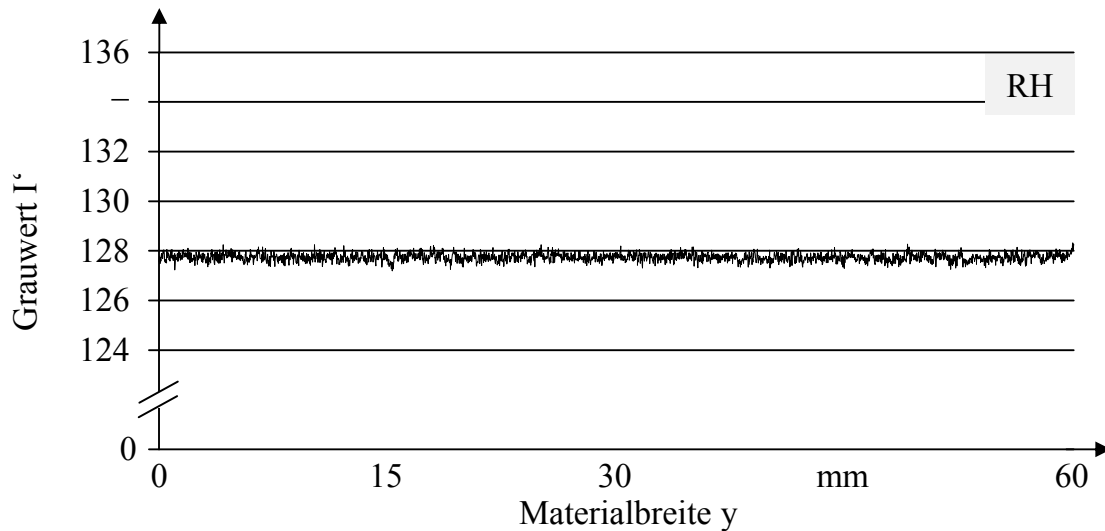


Abbildung 42: Grauwertverlauf in Kanal RH

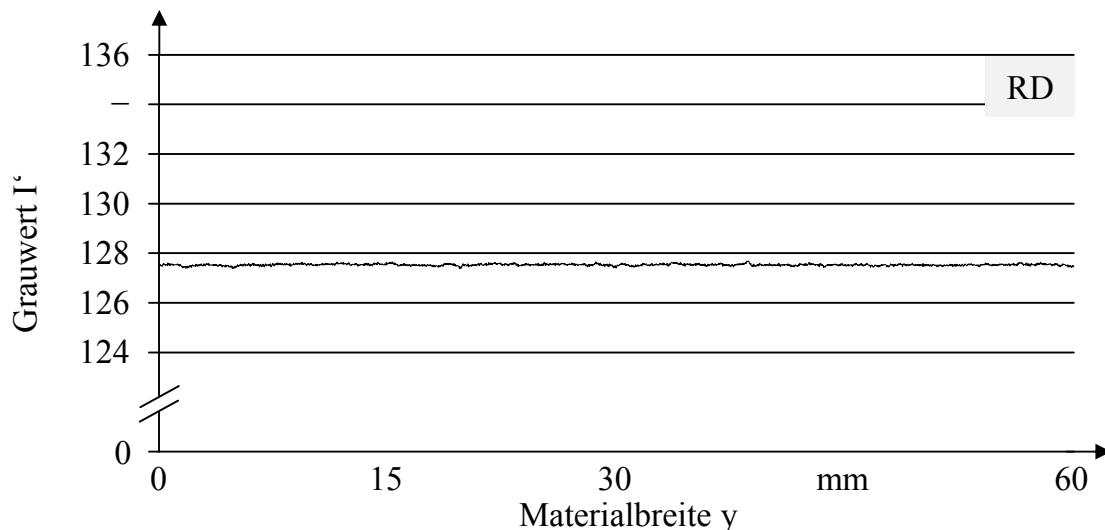


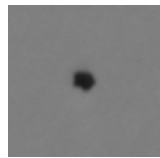
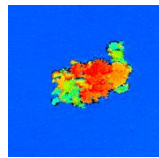
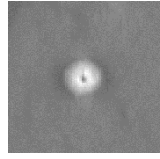
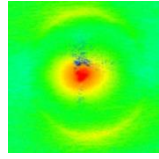
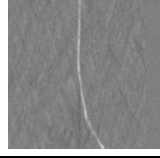
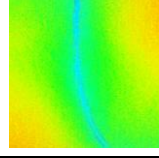
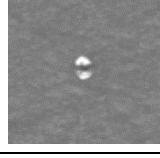
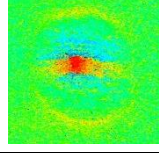
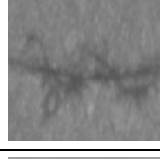
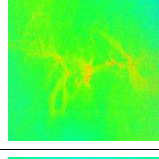
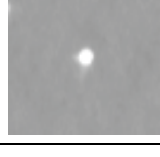
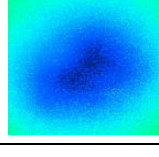
Abbildung 43: Grauwertverlauf in Kanal RD

Im Vergleich zu den beiden Reflexionskanälen ergibt sich aufgrund der porösen Struktur des Materials im T-Kanal ein höheres Rauschen. Es ist daher davon auszugehen, dass die Schwellwerte in der Folge etwas weiter vom mittleren Grauwert entfernt liegen müssen. Das geringste Rauschen weist, aufgrund des gleichmäßigen Streuverhaltens an der Materialoberfläche, der RD-Kanal auf. Hierdurch ergeben sich eng am mittleren Grauwert liegende Schwellwerte.

Aus dem Expertenwissen über das ausgewählte Material war bekannt, dass insgesamt sechs verschiedene Klassen an Ungängen auftreten. Dies konnte durch eine Versuchsdurchführung unter Nutzung der Signale aus den drei Beleuchtungskanälen sowie eines mikroskopischen Referenzverfahrens bestätigt werden. Die Ergebnisse der Versuche wurden in ein Klassenschema überführt, welches

für die sechs Klassen jeweils typische Bildinformationen im Beleuchtungskanal mit dem höchsten Informationsgehalt sowie die Bilder eines 3-D-Laserscanning-Mikrokops aufzeigt (vgl. Tabelle 20). Hierdurch konnten die Klassen auftretender Ungäzen vollständig ermittelt werden und die Zuordnung der Bilddaten erfolgen. Darüber hinaus wurde aus der Referenzanalyse das Risiko hinsichtlich eines internen Kurzschlusses bewertet. Dieses ist für die Klassen Pinhole und Einschluss hoch, für Partikel und Druckstellen mäßig sowie für Kratzer und Inhomogenitäten gering.

Tabelle 20: Klassenschema für den Anwendungsfall

Ungäze	Beschreibung	Kanal	Bild Prüfstand	Bild 3-D-Mikroskop	Kurzschluss-Risiko
Partikel	Oberflächlicher Fremdpartikel	RH			mäßig
Einschluss	Lufteinschluss mit Partikel im Zentrum	T			hoch
Kratzer	Geringe, längliche Vertiefung in Materialrichtung	RH			gering
Druckstelle	Mechanischer Abdruck eines Partikels	RH			mäßig
Inhomogenität	Materialinhärente lokale Aufdickung	T			gering
Pinhole	Mikroloch	T			hoch

Durch die Implementierung initialer Schwellwerte außerhalb des Signalrauschens wird im nächsten Teilschritt ein Segmentierungsdatensatz generiert. Dieser wird anschließend gesichtet und mittels Expertenwissen zehn Ungäzen pro Klasse

## 7 Anwendung der Methode zur Klassifikation

---

ausgewählt. Wichtig ist hierbei auch neben Ungängen mit für die Klasse typischen Erscheinungsbilder vor allem die Berücksichtigung von Grenzmustern. Die 60 Ungängen im vorliegenden Fall wurden in der Folge relativ zum Hintergrund in Hell- und Dunkelobjekte partitioniert. Mittels des Verfahrens nach Otsu wurde auf diese Weise ein Schwellwert pro Ungänge berechnet und die Mittelwerte für die Partition der hellen und der dunklen Objekte gebildet (vgl. Tabelle 21).

*Tabelle 21: Berechnete Schwellwerte nach Otsu*

<b>Kanal T</b>	<b>Schwellwert</b>	<b>Anzahl Ungängen</b>
Hell	167	19
Dunkel	110	12

<b>Kanal RH</b>	<b>Schwellwert</b>	<b>Anzahl Ungängen</b>
Hell	151	24
Dunkel	112	26

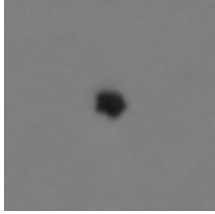
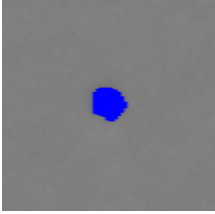
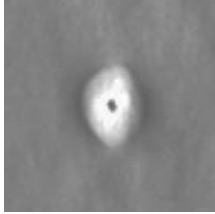
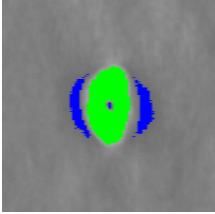
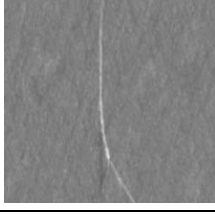
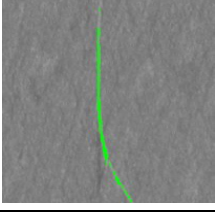
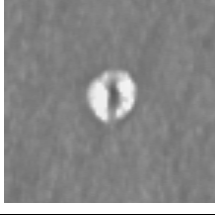
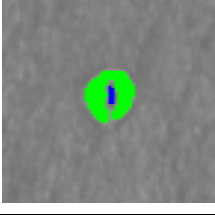
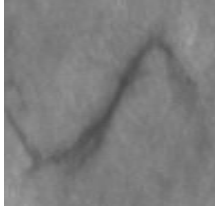
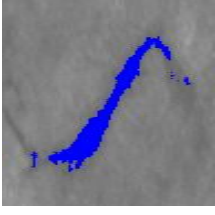

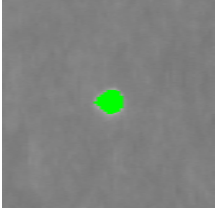
  

<b>Kanal RD</b>	<b>Schwellwert</b>	<b>Anzahl Ungängen</b>
Hell	132	9
Dunkel	114	30

In Tabelle 22 ist beispielhaft eine Segmentierung anhand der nach Otsu optimierten Schwellwerte dargestellt. Grüne Flächen markieren dabei die Pixel, welche den oberen Schwellwert überschreiten, blaue hingegen indizieren eine Unterschreitung des unteren Schwellwertes. Die Bilder zeigen deutlich, dass mittels des Verfahrens eine vollständige Erkennung der Flächen realisiert wurde. Dies ist für eine spätere korrekte Berechnung der Objektmerkmale erforderlich.

Die somit ermittelten Schwellwerte für Hell- und Dunkelobjekte wurden schließlich für die drei Beleuchtungskanäle in das Bildverarbeitungssystem implementiert. Im Folgenden wurden durch den Prüfstand gezielt vom Batterieseparator-Hersteller bereitgestellte Rollenmuster inspiziert und die detektierten Objekte automatisiert in der Bilddatenbank hinterlegt. Hieraus wurde ein Klassifikationsdatensatz bestehend aus 746 Ungängen extrahiert und anhand des Klassenschemas die Klasseninformation ergänzt.

Tabelle 22: Beispielhaft segmentierte Ungenzen

Ungenze	Beleuchtungs- kanal	vorverarbeitetes Bild	segmentiertes Bild
Partikel	RD		
Einschluss	T		
Kratzer	RH		
Druckstelle	RH		
Inhomogenität	T		
Pinhole	T		

### 7.3.2 Anwendung der Vorbereitung

In der Vorverarbeitung wird der aus der Selektierung resultierende Datensatz hinsichtlich der Modellierung durch den Entscheidungsbaum-Algorithmus vorbe-

## 7 Anwendung der Methode zur Klassifikation

---

reitet. In dem matrixförmigen Datensatz waren zu diesem Zeitpunkt die 746 Ungängen zeilenweise mit ihrer Klasseninformation und den jeweils vom Bildverarbeitungssystem berechneten Positionsinformationen, größenbeschreibenden und formbeschreibenden Merkmalen sowie Grauwertmerkmalen spaltenweise aufgeführt. Als ersten Teilschritt der Vorverarbeitung wurden Positionsinformationen, welche das Kriterium der Translationsinvarianz nicht erfüllen, aus dem Datensatz entfernt. Die verbleibenden Merkmale, welche bereits in Abschnitt 5.3 dargestellt wurden, sind zusammen mit der Bezeichnung im Bildverarbeitungssystem im Anhang dargestellt (vgl. Abschnitt 13.4).

Hinsichtlich der Generierung von Klassifikationsmodellen sowie der Berechnung der Kennzahlen im Modellierungswerkzeug wurde der Datensatz ferner im Verhältnis 50 zu 50 % in einen Trainings- und einen Testdatensatz partitioniert.

### 7.3.3 Anwendung der Modellierung

Ziel der Modellierung ist es, eine Vielzahl an Modellen mit unterschiedlichen Benutzereingaben zu erstellen. Hierzu wird ein Versuchsplan genutzt, bei dem die Benutzereingaben variiert werden. Durch den in Tabelle 23 gezeigten Versuchsplan konnten schließlich 1620 Modelle erzeugt werden, von denen anhand des Testdatensatzes jeweils die klassenspezifischen Sensitivitäten berechnet wurden.

*Tabelle 23: Versuchsplan zur Parametrierung des Lernalgorithmus (HUBER et al. 2016a)*

<b>Parameter</b>	<b>Stufe 1</b>	<b>Stufe 2</b>	<b>Stufe 3</b>	<b>Stufe 4</b>
Partitionierungskriterium	gain	gain ratio	Gini-Index	accuracy
Schwellwert des Partitionierungskriteriums	0,0001	0,001	0,01	-
Maximale Baumtiefe	4	10	15	-
Minimale Blattgröße	2	3	4	5
Minimale Anzahl für Teilung	2	6	12	-
Schwellwert des PEP	0,01	0,1	0,2	-

### 7.3.4 Anwendung der Evaluierung

Im finalen Methodenschritt erfolgt zunächst eine Modellauswahl anhand der berechneten klassenspezifischen Sensitivitäten. Diese wurden unter Einbezug der Risikobewertung aus Tabelle 20 mittels eines paarweisen Vergleichs nach dem AHP gewichtet. Die für den vorliegenden Anwendungsfall erstellte Gewichtungsmatrix ist in Tabelle 24 dargestellt.

Tabelle 24: Gewichtungsmatrix im vorliegenden Anwendungsfall nach dem AHP

		1	2	3	4	5	6	
		Partikel	Einschluss	Kratzer	Druckstelle	Inhomogenität	Pinhole	Gewicht
1	Partikel	1,00	0,33	6,00	2,00	7,00	0,25	15,9%
2	Einschluss	3,00	1,00	7,00	3,00	8,00	0,50	27,1%
3	Kratzer	0,17	0,14	1,00	0,50	2,00	0,13	4,3%
4	Druckstelle	0,50	0,33	2,00	1,00	6,00	0,25	10,2%
5	Inhomogenität	0,14	0,13	0,50	0,17	1,00	0,11	2,7%
6	Pinhole	4,00	2,00	8,00	4,00	9,00	1,00	39,7%

Insgesamt ergab sich die höchste Gewichtung für die Sensitivität von Pinhole (39,7 %) und Einschluss (27,1 %), da diese Klassen unmittelbar eine zellinterne leitende Verbindung der Elektroden bewirken können. Ebenfalls wurden Partikel entsprechend hoch gewichtet, da diese die Gefahr eines Durchstoßes des Batterieseparators bewirken können. Druckstellen ergeben sich durch eingedrückte Verunreinigungen der Walzen der Extrusionsanlage und haben in stärkeren Ausprägungen ebenfalls Einfluss auf die Integrität des Batterieseparators. Hingegen ergeben sich die geringsten Gewichtungen für die Sensitivitäten von Kratzern und Inhomogenitäten, welche kein Kurzschlussrisiko hervorrufen. Zur Bewertung der Konsistenz der durchgeführten Gewichtung wurde der C. R.-Wert berechnet, der im vorliegenden Fall 0,085 beträgt. Da dieser im zulässigen Intervall zwischen 0 und 1 liegt, können die Gewichtungen als valide betrachtet werden.

Aus der Summe der Produkte von Gewichtung und klassenspezifischer Sensitivität wurde schließlich die Modellgüte aller generierten Modelle berechnet. Daraus geht hervor, dass sich die höchste Modellgüte von 92,47 % für die Parameterkombination aus Tabelle 25 ergibt. Dieses Modell wird in der Folge einer Evaluierung der Plausibilität und Richtigkeit unterzogen.

## 7 Anwendung der Methode zur Klassifikation

Tabelle 25: Parameter des optimierten Modells

Parameter	Optimum
Partitionierungskriterium	Informationsgewinnverhältnis (gain ratio)
Schwellwert des Partitionierungskriteriums	0,0001
Maximale Baumtiefe	10
Minimale Blattgröße	3
Minimale Anzahl für Teilung	1
Schwellwert des PEP	0,01

Hierzu wird zunächst der sich ergebende Modellbaum (vgl. Abbildung 44) hinsichtlich der Plausibilität der genutzten Trennmerkmale (vgl. Tabelle 26) analysiert. Wichtig ist zudem die Prüfung auf – möglicherweise durch mangelnde Vorbereitung des Datensatzes – verbleibende Positionsinformationen. Dies trifft für das ausgewählte Modell nicht zu. Darüber hinaus geht aus dem Modellbaum hervor, dass Informationen aller drei Beleuchtungskanäle verwendet werden. Des Weiteren befindet sich im Modell ein hoher Anteil formbeschreibender Merkmale (Verhältnis zentraler Momente, Verhältnis von Länge und Breite), welche zusätzlich das Kriterium der Größeninvarianz erfüllen. Ferner gilt dies auch für das genutzte Grauwertmerkmal Kontrast. Die summierte Intensität enthält als einziges Merkmal neben Grauwert- auch Größeninformationen.

Tabelle 26: Erläuterung der genutzten Trennmerkmale im Modellbaum

Trennmerkmal	Beschreibung
ratioCmBrightRH	Verhältnis des zentralen Moments in x- und y-Richtung bezogen auf helle Pixel im RH-Kanal
graySumBrightT	Summierte Intensität der hellen Pixel im T-Kanal
contrastRD	Verhältnis der durchschnittlichen Helligkeiten der Hell- und der Dunkelanteile im RD-Kanal
ratioLengthWidthBrightT	Verhältnis von Länge und Breite der Bounding Box der hellen Pixel im T-Kanal
cmzzNormDarkRD	Verhältnis des zentralen Moments in z-Richtung zur Fläche in Bezug auf dunkle Pixel im RD-Kanal
ratioLengthWidthDarkRH	Verhältnis von Länge und Breite der Bounding Box der dunklen Pixel im RH-Kanal
cmMaxMinRatioRH	Verhältnis des maximalen und minimalen zentralen Moments im RH-Kanal



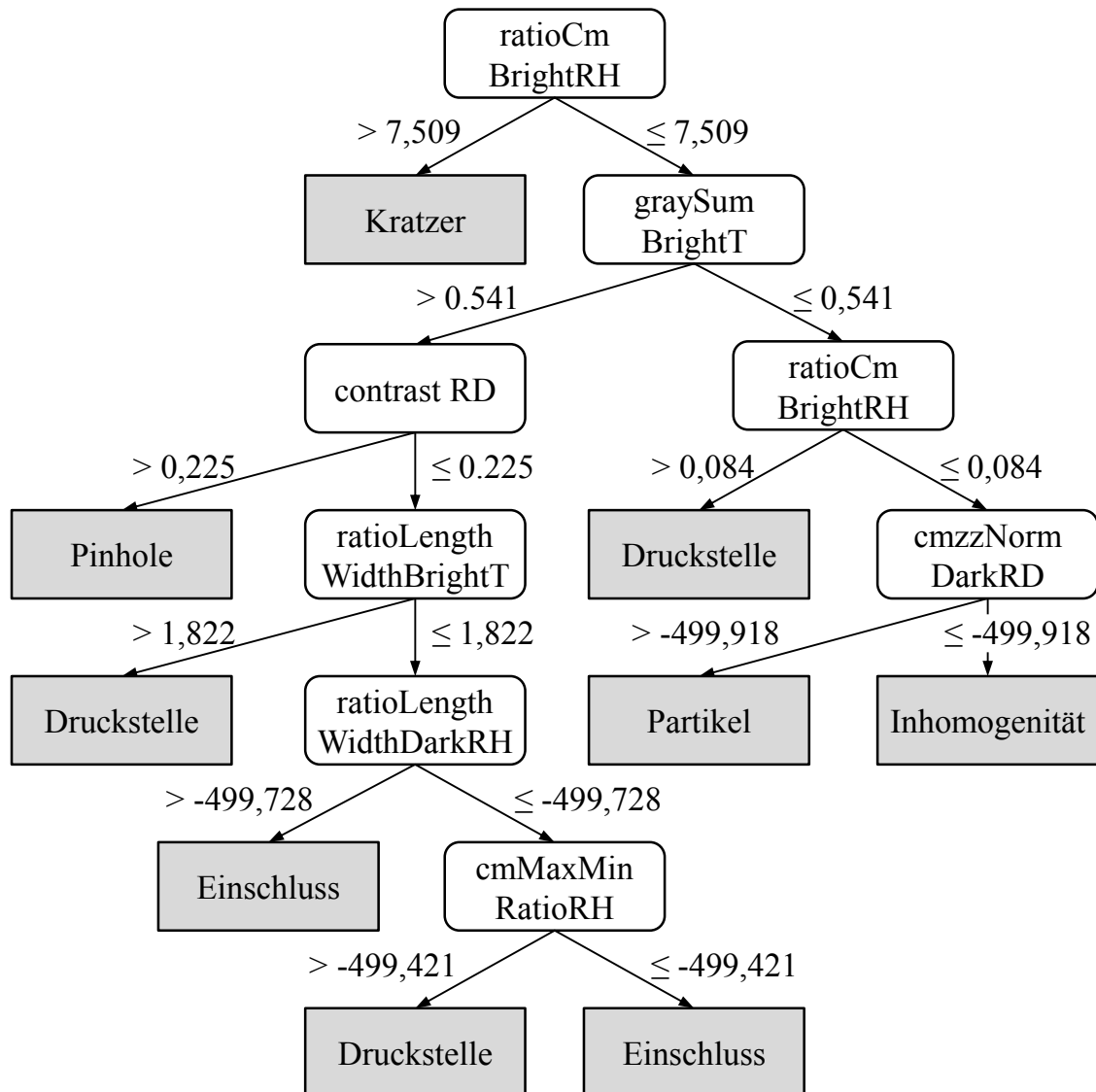


Abbildung 44: Modellbaum mit optimierten Parametern (HUBER et al. 2016a)

Abschließend wird die vollständige Konfusionsmatrix des Modells evaluiert. Maßgeblich ist dabei ein möglicher kritischer Fehler erster Art, der dann vorliegt, wenn eine kritische Ungänze als nicht qualitätsrelevante Ungänze identifiziert wurde. Die Konfusionsmatrix ist in Tabelle 27 dargestellt. Diese zeigt hohe Sensitivitätswerte für alle Klassen. Insbesondere die Werte von 90,91 % für Pinholes, von 90,57 % für Einschlüsse, von 96,83 % für Partikel sowie 97,30 % für Druckstellen sind hierbei von besonderer Relevanz. Anhand der Einträge der Matrix ist ferner ersichtlich, dass kein Einschluss und kein Pinhole als nicht qualitätsrelevante Ungänze (Kratzer oder Inhomogenität) klassifiziert wurden. Lediglich zwei Grenzmuster der Partikel, welche auch Staub aus der Umgebung enthalten, wurden als Inhomogenität identifiziert. Darüber hinaus wurde in nur drei Fällen ein

## 7 Anwendung der Methode zur Klassifikation

Kratzer bzw. eine Inhomogenität als qualitätsrelevante Ungänze klassifiziert. Dies führt zu einem geringen Ausschuss.

Tabelle 27: Konfusionsmatrix des optimierten Modells (in Anlehnung an HUBER et al. (2016a))

Test \ Realität	Pinhole	Ein- schluss	Partikel	Druck- stelle	Kratzer	Inhomo- genität
Pinhole	40	1	0	0	0	0
Einschluss	4	96	0	2	0	0
Partikel	0	5	61	0	0	1
Druckstelle	0	4	0	72	1	1
Kratzer	0	0	0	0	16	0
Inhomogenität	0	0	2	0	0	21
Sensitivität	90,91 %	90,57 %	96,83 %	97,30 %	94,12 %	91,30 %
Gewichtung	39,7 %	27,1 %	15,9 %	10,2 %	4,3 %	2,7 %

Aufgrund der positiven Ergebnisse der beiden abschließenden Tests kann das Modell in die Bildverarbeitungskette implementiert werden. Hierzu muss es anhand der hierarchischen Struktur des Modellbaumes in Wenn-Dann-Regeln überführt werden.

Darüber hinaus konnte in diesem Abschnitt mittels der exemplarischen Anwendung der Methode zur Klassifikation von Ungänzen ihre Funktionalität erfolgreich evaluiert werden. Da aber die Klassifikationsergebnisse anhand des Testdatensatzes ermittelt wurden, welcher zur Modellauswahl verwendet wird, erfolgt nachfolgend eine zusätzliche Evaluation der Klassifikationsgenauigkeit anhand eines Prüfvorgangs in der Bildverarbeitungskette.

### 7.4 Evaluation der Klassifikationsgenauigkeit

In diesem Abschnitt erfolgt die Evaluation der Klassifikationsgenauigkeit anhand einer Untersuchung des ausgewählten Materials (vgl. Abschnitt 7.2) im umgesetzten Prüfstand (vgl. Kapitel 6). Dabei wird eine Rolle des Batterieseparators im Durchlauf geprüft.

Bei dem durchgeführten Prüfvorgang wurden insgesamt 258 Ungänzen identifiziert. Diese wurden manuell gesichtet und mittels Expertenwissen klassifiziert. Daraus wurden schließlich die in Tabelle 28 aufgeführten Sensitivitäten aus dem

Quotienten der klassenspezifischen RP-Werte und der Anzahl der Ungängen errechnet. Insgesamt ergibt sich eine Vertrauenswahrscheinlichkeit von 95,7 %. Im Mittel liegen diese Werte etwas höher als im Testdatensatz. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Auswahl der Trainings- und Testdaten zur Erstellung der Klassifikationsmodelle manuell erfolgte. Dabei wurde eine hohe Anzahl an Grenzmustern berücksichtigt, um eine exakte Klassentrennung zu erreichen. Dies ist in der realen Bildverarbeitungsanwendung nicht gegeben. Die Klassifikation ist daher genauer als auf Basis des Testdatensatzes vorhergesagt. Damit ist die Validität des Klassifikationsmodells für das Prüfverfahren im ausgewählten Anwendungsfall erwiesen.

*Tabelle 28: Evaluation der Klassifikationsgenauigkeit im Anwendungsfall*

Klasse	Anzahl Ungängen	Anzahl RP	Sensitivität
Pinhole	25	23	92,0 %
Einschluss	91	85	93,4 %
Partikel	31	31	100,0 %
Druckstelle	71	71	100,0 %
Kratzer	17	16	94,1 %
Inhomogenität	23	21	91,3 %
Summe	258	247	95,7 %

Darüber hinaus kann die Richtigkeit der Klassifikation sukzessive expertenbasiert überprüft werden. Hierzu können die in der Bilddatenbank hinterlegten Ungängen in bestimmten Zeitintervallen zur erneuten Erfassung der Klassifikationsgenauigkeit herangezogen werden. Zusätzlich kann die Visualisierung des Prüfstands genutzt werden, um abhängig von der Größe die wichtigsten Ungängen pro Produktionscharge zu sichten. Hierdurch kann ein Auftreten von unbekanntem Klassen von Ungängen identifiziert werden. Ist die Richtigkeit der Klassifikation nicht länger gegeben, muss eine Iteration der Methode zur Klassifikation erfolgen.

## 7.5 Zusammenfassung

In dem vorliegenden Kapitel erfolgte die Anwendung der Methode zur Klassifikation von Ungängen anhand eines industriellen Fallbeispiels. Hierzu wurde zunächst ein repräsentativer Batterieseparator ausgewählt. Durch die beispielhaf-

## 7 Anwendung der Methode zur Klassifikation

---

te Umsetzung des Methodenschritts der Selektierung erfolgten die Parametrierung des umgesetzten zerstörungsfreien Prüfstands sowie die Generierung der erforderlichen initialen Datensätze im Anwendungsbeispiel. Diese Daten wurden im Folgenden vorbereitet und zur Erstellung von Klassifikationsmodellen verwendet. Das Modell mit der höchsten Genauigkeit wurde ausgewählt sowie dessen Plausibilität und Genauigkeit evaluiert. Hierbei ergaben sich hohe klassenspezifische Sensitivitätswerte sowie eine hohe Modellgüte, welche eine Implementierung des Modells in die Bildverarbeitungskette ermöglichten. Darüber hinaus wurde mittels der exemplarischen Anwendung der Methode zur Klassifikation von Ungängen dessen Funktionalität evaluiert. Zur Evaluation der Klassifikationsgenauigkeit wurde abschließend das Modell in den regelbasierten Klassifikator der Bildverarbeitungskette implementiert. Bei dem Prüfvorgang ergab sich eine Vertrauenswahrscheinlichkeit von 95,7 %. Somit wurde auch eine hohe Klassifikationsgenauigkeit des Verfahrens nachgewiesen.

## 8 Technische und wirtschaftliche Bewertung

### 8.1 Übersicht

In diesem Kapitel erfolgt eine technische und wirtschaftliche Bewertung des Verfahrens zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren. Ausgehend von den in der technischen Umsetzung und der Anwendung der Methode zur Klassifikation gesammelten Erkenntnissen erfolgt zunächst eine Bewertung der Erfüllung der in Kapitel 4 gestellten technischen und prozessualen Anforderungen. Des Weiteren werden die Nutzenpotenziale des neuen Verfahrens aufgezeigt sowie vorhandene Einschränkungen beschrieben. Abschließend erfolgt, basierend auf der Darstellung einer industriellen Umsetzung, eine Bewertung der Wirtschaftlichkeit des Verfahrens.

### 8.2 Anforderungsbezogene Bewertung

Für das zerstörungsfreie Prüfverfahren von Batterieseparatoren wurden in Abschnitt 4.2 technische und prozessuale Anforderungen aus dem Stand der Forschung und Technik abgeleitet. Diese werden zur Bewertung des Verfahrens sowie der Methode zur Klassifikation hinsichtlich ihres Erfüllungsgrades überprüft. Die Resultate sind in Tabelle 29 dargestellt und werden im Folgenden erläutert.

Optische Verfahren sind *berührungslos* und unabhängig vom elektrischen Leitverhalten des Materials. Die Möglichkeit der *Darstellung des Prüfmerkmals* geht über diese kategorische Betrachtung hinaus. Hierzu gehört neben der reinen Darstellung von Ungängen auch die Richtigkeit der Detektion im Sinne einer vollflächigen Erkennung. Dies ist erforderlich für eine korrekte Berechnung der Objektmerkmale, welche die Grundlage für die Klassifikation darstellen. In Abschnitt 7.3 konnte gezeigt werden, dass das Verfahren nach Otsu dies mittels einer automatisierten und reproduzierbaren Schwellwertermittlung mit hoher Genauigkeit ermöglicht. Die beiden Anforderungen können daher als vollständig erfüllt betrachtet werden.

Zudem werden Batterieseparatoren als Endlosmaterial in einem Extrusionsprozess hergestellt. Die hohen Bahngeschwindigkeiten von  $100 \frac{\text{m}}{\text{min}}$  stellen erhebliche *Geschwindigkeitsanforderungen* an die Bildaufnahme sowie die gesamte Bildverarbeitungskette. Alle Schritte der Bildverarbeitung, d. h. die Vorverarbei-

## 8 Technische und wirtschaftliche Bewertung

tung sowie die Segmentierung, wurden maßgeblich unter dem Gesichtspunkt der Verarbeitungsgeschwindigkeit ausgewählt. In der technischen Umsetzung des Verfahrens in Kapitel 6 wurde, unter Berücksichtigung der Einfachheit der Implementierung, das Verfahren für eine eingeschränkte Materialgeschwindigkeit von  $10 \frac{\text{m}}{\text{min}}$  realisiert. Die Skalierbarkeit der Bildaufnahme wurde in Abschnitt 6.6 erfolgreich geprüft.

Die *Integrierbarkeit* des Verfahrens in den Prozess ist – neben der oben betrachteten Geschwindigkeit – in erster Linie die Möglichkeit der vollflächigen Prüfung. Dies konnte durch die Betrachtung der Skalierbarkeit der Umsetzung des Verfahrens in Abschnitt 6.6 sichergestellt werden.

Eine Betrachtung der *Investitionskosten* des Verfahrens erfolgt in Abschnitt 8.4.

Tabelle 29: Erfüllungsgrad der technischen und prozessualen Anforderungen

Anforderungen		Erfüllungsgrad
Technische	Darstellung der Prüfmerkmale	●
	Berührungslosigkeit	●
	Geschwindigkeit der Signalaufnahme	◐
	Integrierbarkeit in den Prozess	◑
	Niedrige Auflösung	●
	Investitionskosten	vgl. Abschnitt 8.4
Prozessuale	Hohe Genauigkeit der Klassifikation	◑
	Hohe Geschwindigkeit der Klassifikation	●
	Mehrklassen-Fähigkeit der Modellierung	●
	Menschenlesbarkeit der Modelle	●
	Robustheit gegenüber Rauschen	◐
	Geringe manuelle Aufwände	◐
	Flexibilität des Verfahrens	◑
	Möglichkeit der Regelinduktion	●

○ Anforderung nicht erfüllt

◐ Ansätze vorhanden

◑ Wichtige Aspekte umgesetzt

◒ Anforderung überwiegend erfüllt

● Anforderung vollständig erfüllt

Eine weitere Herausforderung der Prüfung von Batterieseparatoren stellt – trotz der hohen zu detektierenden Flächeninhalte – die benötigte *niedrige Auflösung* von 20  $\mu\text{m}$  dar. Jedoch ist dies durch heutige Zeilenkamerasysteme realisierbar. Eine weitere Herausforderung resultiert indirekt aufgrund der benötigten geringen Pixelgröße der Sensoren, welche eine geringere Empfindlichkeit aufweisen. Eine Lösung hierfür ist die Verwendung einer Zeilenkamera mit mehreren Zeilen.

Die Auswahl von Entscheidungsbäumen als maschinellen Lernalgorithmus geht relativ zur nicht-linearen Modellierung, bspw. mittels SVM, mit einer geringeren *Genauigkeit* einher. Die Genauigkeit der Klassifikation ist darüber hinaus abhängig vom Datensatz. Hierbei konnte durch die Methode zur Klassifikation von Ungängen eine hohe Validität der Objektmerkmale hergestellt werden. Anhand der exemplarischen Anwendung der Methode in einem Anwendungsbeispiel konnte ferner gezeigt werden, dass durch die generierten Klassifikationsmodelle hohe Sensitivitätswerte sowie eine hohe Vertrauenswahrscheinlichkeit erreicht wird.

Hinsichtlich der *Geschwindigkeit* des Verfahrens in der Klassifikationsphase ist gleichzeitig die Möglichkeit der *Regelinduktion* zu nennen. Diese ermöglicht eine Überführung der generierten Modelle in Parallelepipet-Klassifikatoren, welche die einfachste und schnellste Variante der Klassifikation darstellen. Zudem wurde hier eine Kompatibilität zu heutigen Bildverarbeitungssystemen geschaffen.

Vorteile von Entscheidungsbäumen, welche auch für deren Auswahl entscheidend waren, sind ihre *Mehrklassen-Fähigkeit*, welche hinsichtlich der Klassifikation von Ungängen zwingend erforderlich ist, sowie die *Menschenlesbarkeit der Modelle*. Diese konnte genutzt werden, um die Methode zur Klassifikation um eine Plausibilitätskontrolle der im Modell verwendeten Merkmale zu erweitern.

Ein weiterer Vorteil von Entscheidungsbäumen ist deren *Robustheit* gegenüber fehlender Daten. Im Gegensatz dazu besteht aber eine geringe *Robustheit* gegenüber irrelevanter Merkmale sowie verrauschten Daten. Hinsichtlich irrelevanter Merkmale wurde in der Methode zur Klassifikation zunächst eine Vorverarbeitung implementiert, durch welche Positionsinformationen entfernt werden. Dies wird zusätzlich mittels der Plausibilitätskontrolle anhand der Modelle verifiziert. Verrauschte Daten sind im vorliegenden Anwendungsfall auf eine schlechte Qualität der Bilddaten zurückzuführen. Dies wurde mittels der automatisierten und reproduzierbaren Segmentierung verhindert.

Eine Klassifikation ist im Kontext des maschinellen Lernens als überwachtes Verfahren einzustufen, weshalb die Zuordnung der Klassen durch den Benutzer erfolgen muss. Des Weiteren benötigen Algorithmen des maschinellen Lernens freie Parameter, welche vom Anwender vorzugeben sind. Hierdurch resultiert ein Erfordernis nach *manuellen Aufwänden*. In der Methode zur Klassifikation wurden diese Umfänge durch die Anwendung eines Versuchsplans für die Benutzereingaben sowie einer definierten Priorisierung der Sensitivitäten erheblich reduziert. Die Modellierung sowie die Auswertung der Kennzahlen erfolgt automatisiert.

Die hohe Variantenvielfalt an Batterieseparatoren mit spezifischen Eigenschaften erfordert eine *hohe Flexibilität* der Parameter. Dies wurde in Bezug auf alle Bildverarbeitungsschritte durch den Verfahrensentwurf in Kapitel 4 umgesetzt und durch die Methode zur Klassifikation beherrschbar gemacht. Hierdurch konnte in Verbindung mit der geringen Trainingszeit von Entscheidungsbäumen eine hohe Praxistauglichkeit ermöglicht werden.

Zusammenfassend werden die Anforderungen an das Verfahren zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren hinreichend erfüllt.

### 8.3 Darstellung der Nutzenpotenziale

Eine Prüfung der Fehlerfreiheit von Batterieseparatoren wird heute nur in seltenen Fällen umgesetzt. Dies ist auf die fehlende Anpassung der Bildverarbeitungssysteme an die Anforderungen des vorliegenden Anwendungsfalls zurückzuführen, was hohe manuelle Aufwände – bei jeder Anpassung der Produktionsparameter – nach sich zieht. Des Weiteren erfolgt die Parametrierung der Bildverarbeitungssysteme selbst auf Basis von Erfahrungswissen. Dies ist nicht reproduzierbar und zieht hohe Kosten und Zeitbedarfe nach sich. Ein fehlendes Element im Stand der Technik ist ferner eine Methode zur automatisierten Klassifikation von Ungängen. Dies ist aufgrund der porösen Struktur von Batterieseparatoren und der damit verbundenen hohen Anzahl an Ungängen mit unterschiedlichen Einflüssen auf die Qualität der Materialien von entscheidender Bedeutung.

Durch das Verfahren zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren können diese Restriktionen gebrochen werden. Aus dem



Vergleich zum Ist-Stand der Prüfung der Fehlerfreiheit von Batterieseparatoren ergeben sich daher folgende Nutzenpotenziale für den Einsatz des Verfahrens:

- Bislang existiert keine Möglichkeit der Klassifikation auftretender Ungängen in Batterieseparatoren und damit der Einschätzung des Qualitätseinflusses. Demnach füllt die Auswahl eines maschinellen Lernalgorithmus sowie dessen Integration in das Verfahren zur Klassifikation diese Lücke im Stand der Technik. Ferner wird hierdurch eine Implementierung der Modelle in die Bildverarbeitungskette sichergestellt.
- Interne Kurzschlüsse in Batteriezellen können zu jedem Zeitpunkt im Lebenszyklus einer Batterie auftreten. Durch ein lückenloses Erkennen von Ungängen in Batterieseparatoren kann die Sicherheit von Batterien gesteigert werden.
- Durch die Prüfung eines Endprodukts ist die komplette Wertschöpfung betroffen. Eine Forderung bei verketteten Produktionsprozessen, wie der Batterieproduktion, ist es, die Qualität jedes Fertigungsschrittes zu beherrschen und abzusichern. Durch die Umsetzung eines Prüfverfahrens für Batterieseparatoren kann somit der Ausschuss der Zellhersteller reduziert werden.
- Aufgrund der bestehenden Schnittstelle zur Bildverarbeitung erfolgt durch die Methode zur Klassifikation eine Parametrierung der Bildverarbeitungskette. Hierdurch wird eine reproduzierbare und aufwandsminimale Anpassung der Bildverarbeitung an den Anwendungsfall realisiert und die Praxistauglichkeit gewährleistet.
- Die Modellierungsergebnisse können permanent durch den Nutzer analysiert werden. Eine Iteration der Methode ist somit direkt und ohne Zeitverzögerung durchführbar. Dies verkürzt die Dauer hinsichtlich einer Implementierung der Klassifikationsmodelle in den Bildverarbeitungsprozess erheblich.
- Die Methode zur Klassifikation hat die Modellierung sowie die Auswahl eines optimierten Modells zum Ziel. Dieses Modell wird schließlich in die Bildverarbeitung implementiert. Hierdurch wird eine Unabhängigkeit von Trainings- und Klassifizierungsphase erreicht. Somit kann eine laufende Aktualisierung der Modelle während des Betriebs und ohne Unterbrechungen des Prüfverfahrens erfolgen.
- Heutige Bildverarbeitungssysteme nutzen in vielen Fällen einfache und schnelle regelbasierte Klassifikatoren. Die Entkopplung der Methode zur Klassifikation von Ungängen sowie die Möglichkeit der Regelinduktion schafft zu diesen Systemen Kompatibilität.

## 8 Technische und wirtschaftliche Bewertung

---

- Eine expertenbasierte Parametrierung hat neben einem erhöhten Zeitbedarf sowie hohen Personalkosten auch den Nachteil, dass diese Vorgehensweise nicht reproduzierbar ist. Dies ist erforderlich, da im Besonderen die Bildsegmentierung die Objektmerkmale maßgeblich beeinflusst. Durch die Implementierung eines automatisierten statistischen Schwellwertverfahrens konnte eine korrekte und reproduzierbare Erfassung der Prüfmerkmale umgesetzt werden.
- Durch die Klassifizierung auftretender Ungängen im Prozesstakt wird ferner ein Rückschluss auf den Herstellungsprozess ermöglicht. Dies kann genutzt werden, um frühzeitig Fehler zu erkennen und zu beseitigen, wie bspw. beim Anlauf einer neuen Charge. Des Weiteren kann hierdurch ein erhöhtes Prozessverständnis generiert werden. Dies wird mittels der Menschenlesbarkeit der Klassifikationsmodelle zusätzlich erleichtert.
- Neben der Beurteilung der Materialqualität kann durch die Detektion und Klassifikation von Ungängen zudem eine Dokumentation der Fehlerfreiheit erreicht werden. Hierdurch kann die Wertschöpfungskette besser beherrscht werden sowie im Fall einer Rückrufaktion von Batterien eine Haftung des Batterieseparator-Herstellers ausgeschlossen werden.

Den beschriebenen Nutzenpotenzialen stehen folgende Einschränkungen gegenüber:

- Die Auswahl der Komponenten zur Bildaufnahme muss auf Basis der spezifischen Gegebenheiten des Anwendungsfalls erfolgen. Hierzu ist Expertenwissen und Erfahrung erforderlich. Zusätzlich können Anwendungsfälle Spezifika aufweisen, die die Anwendung des entworfenen Prüfverfahrens einschränken.
- Der aufwändigste Schritt bei Klassifikationsaufgaben ist das Sammeln von Musterteilen verschiedener Qualitäten. Im vorliegenden Fall bedeutet dies die Bereitstellung von Ungängen aller betrachteten Klassen in unterschiedlichen Ausprägungen. Diese Sammlung an Rohdaten hat zudem entscheidenden Einfluss auf die Genauigkeit der Klassifikation. Die Auswahl der Ungängen ist jedoch fallspezifisch und erfordert Prozesswissen.
- Zur Generierung von Klassifikationsmodellen durch maschinelle Lernverfahren ist neben den Trainingsdaten sowie den daraus generierten Merkmalen auch die Festlegung freier Parameter durch den Anwender erforderlich. Die Anwendung der Methode zur Klassifikation von Ungängen erfordert daher spezifisches Fachwissen zu Entscheidungsbäumen. Des Weiteren stellt blindes Vertrauen in maschinelle Lernverfahren ein Risiko-

faktor dar. Ferner kann es durch fehlendes Prozesswissen zu Fehlinterpretationen der Modelle sowie ihrer Klassifikationsgenauigkeit kommen.

### 8.4 Bewertung der Wirtschaftlichkeit

Zur quantitativen Einschätzung des Nutzwertes des Verfahrens zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren wird im Folgenden eine exemplarische Wirtschaftlichkeitsberechnung durchgeführt. Der überwiegende Anteil der Nutzenpotenziale ist jedoch nicht quantifizierbar. Hierzu gehört die Erhöhung der Sicherheit von Batteriezellen, welche sich indirekt durch die Vermeidung von Schadensfällen und Rückrufaktionen auswirkt. Dadurch können zudem Imageschäden vermieden werden. Weitere qualitative Nutzenpotenziale sind bspw. die Generierung von Prozessverständnis oder die Dokumentation von Qualitätsdaten. Da diese zur Bewertung der Wirtschaftlichkeit nicht erfasst werden können, soll im Folgenden die Reduktion von Ausschuss als Nutzenpotenzial betrachtet werden.

Ausgehend von dem in Kapitel 6 technisch umgesetzten Prüfstand wird unter Berücksichtigung der Skalierbarkeit von einem Bildverarbeitungssystem mit einem Sichtfeld von 135 mm und einer Prüfgeschwindigkeit von  $100 \frac{\text{m}}{\text{min}}$  ausgegangen. Dieses wird dazu eingesetzt, als Warenausgangskontrolle den Batterieseparator vor der Aufwicklung auf eine Rolle zu prüfen. Auf Basis des Verfahrens kann der Zellhersteller bei einem Qualitätsmangel den Batterieseparator in der Folge gezielt als Ausschuss deklarieren.

Im Referenzszenario findet die Auslieferung des Batterieseparators ohne optische Prüfung statt. Es wird ferner davon ausgegangen, dass alle Ungängen des Batterieseparators beim finalen Zelltest identifiziert werden und die getestete Zelle Ausschuss darstellt.

- Die Kosten für die Materialführung des Prüfstands werden nicht miteinbezogen, da das optische Prüfverfahren in der industriellen Anwendung in den Herstellungsprozess des Batterieseparators integriert wird.
- Die einmaligen Investitions- und Installationskosten des Bildverarbeitungssystems werden mit 96.000 € angesetzt. Darin inbegriffen sind die Kosten für die Bildaufnahmekomponenten, die Bildverarbeitungssoftware, die Programmierung des Klassifikationsalgorithmus sowie die Inbetriebnahme des Verfahrens. Darüber hinaus entstehen laufende Kosten für die Wartung und Pflege von 10 % der Investitionskosten. Darin inbegriffen ist

## 8 Technische und wirtschaftliche Bewertung

die Pflege der Klassifikation durch die Anpassung der Modelle. Des Weiteren beträgt nach der Richtlinie für die Nutzungsdauer von Vermögensgegenständen (BUNDESFINANZMINISTERIUM 2001) die Abschreibungsdauer für Materialprüfstände sechs Jahre. Der Zinssatz wird mit 5 % angenommen.

Es entstehen somit jährliche Kosten von 30.400 € durch das Verfahren (vgl. Tabelle 30).

Tabelle 30: Exemplarische Kostenkalkulation für das Verfahren

<b>Jährliche Kosten des Verfahrens</b>			
Investitionskosten	$I_V$	96.000	€
Nutzungsdauer	$T_V$	6	a
Kalkulatorische Abschreibung	$AfA_V = \frac{I_V}{T_V}$	16.000	$\frac{€}{a}$
Zinssatz	$Z_V$	5	%
Kalkulatorische Zinsen	$K_V = Z_V \cdot I_V$	4.800	$\frac{€}{a}$
Wartungs- und Pflegekosten	$W_V$	9.600	$\frac{€}{a}$
Jährliche Kosten	$F_V = AfA_V + K_V + W_V$	30.400	$\frac{€}{a}$

Den Kosten wird im Folgenden der monetäre Nutzen aus der Vermeidung von Ausschuss gegenübergestellt. Hierbei werden folgende Annahmen zugrunde gelegt:

Betrachtet wird gemäß DIN SPEC 91252 (2011) eine prismatische PHEV-Zelle mit einer Kapazität von 20 Ah. Hierbei ergibt sich eine Breite des Batterieseparators von 91 mm. Für den Preis von Lithium-Ionen-Zellen werden  $200 \frac{€}{kWh}$  angenommen (Stand: 2015) (BERHART 2012, HABI 2015). Mit einer Zellspannung von 3,7 V berechnet sich daher der Zellpreis zu 14,80 € pro Einheit. Diese Zelle enthält etwa 1 m Batterieseparator (PETTINGER 2015). Der Preis des Batterieseparators beträgt nach BERNHART (2012) 11% der Zellkosten. Damit ergibt sich ein Betrag von 1,63 € pro Zelle. Für jede detektierte qualitätsrelevante Ungänze (bspw. Pinhole, Einschluss, Partikel, Druckstelle) im Batterieseparator ergibt dies

im Vergleich zum Referenzszenario, in dem die gesamte Zelle Ausschuss darstellt, eine Kostenersparnis von 13,17 €.

- Darüber hinaus wird angenommen, dass sich durchschnittlich pro 1000 m durch statistische Effekte eine Ungänze in Batterieseparatoren ausbildet.
- Bei einer Inspektionsgeschwindigkeit von  $100 \frac{\text{m}}{\text{min}}$  sowie einer Materialbreite von 91 mm ergibt sich eine Produktionsmenge von  $9,1 \frac{\text{m}^2}{\text{min}}$ . Ausgehend von einem Dreischichtbetrieb der Batterieseparator-Herstellung bei 240 Arbeitstagen pro Jahr beträgt die jährliche Produktionsmenge ca. 3.140.000 m. Mit dieser Menge können ca. 3.140.000 LIZ der betrachteten PHEV-Zelle hergestellt werden.
- Basierend auf der Annahme der Häufigkeit an Ungängen ergibt sich damit eine jährliche Anzahl detektierter Ungängen von 3.140. Hierdurch ergibt sich ein jährlicher Nutzen von ca. 41.350 €.

Daher stehen den jährlichen Kosten von 30.400 € (vgl. Tabelle 30) ein jährlicher monetärer Nutzen von 41.350 € in der Zellfertigung gegenüber. Daraus ergibt sich ein jährlicher monetärer Vorteil von ca. 10.950 €. Hierdurch beträgt die statische Amortisationszeit des Verfahrens zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren ca. 1,67 Jahre (vgl. Tabelle 31).

*Tabelle 31: Exemplarische Nutzenkalkulation des Verfahrens*

<b>Jährlicher Nutzen des Verfahrens</b>			
Kosten einer Zelle	$K_Z$	14,80	€
Kosten des Separators pro Zelle	$K_S$	1,63	€
Kostenersparnis pro Einheit	$E_Z = K_Z - K_S$	13,17	€
Defekte Einheiten	$A_Z$	3.140	–
Jährlicher Nutzen	$S_Z = A_Z \cdot E_Z$	41.350	€
Jährlicher monetärer Vorteil vor Zins	$G_{VZ} = S_Z - F_V$	10.950	$\frac{\text{€}}{\text{a}}$
Amortisationszeit (statisch)	$T_A = \frac{I_V}{AfA_V + S_Z}$	1,67	a

### 8.5 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden der technische und wirtschaftliche Nutzen des Verfahrens zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren auf Basis der formulierten Anforderungen dargestellt und gegebene Einschränkungen benannt.

Zunächst konnte gezeigt werden, dass das Verfahren die gestellten technischen und prozessualen Anforderungen erfüllt. Insbesondere konnte durch den Einsatz eines optischen Verfahrens das Ziel nach einer niedrigen Auflösung bei einer gleichzeitigen Prüfung großer Flächen erreicht werden. Darüber hinaus wurde durch die dargestellte Methode die Praxistauglichkeit der Klassifikation von Ungängen sichergestellt. Entscheidende Merkmale sind dabei die Menschenlesbarkeit der generierten Modelle sowie die unter Verwendung von Entscheidungsbäumen erreichten hohen Geschwindigkeiten in der Trainings- und der Klassifizierungsphase. Hierdurch konnten eine Reihe an qualitativen Nutzenpotenzialen erreicht werden. Maßgeblich ist dabei die – aus der Klassifikation von Ungängen resultierende – Qualitätsbeurteilung von Batterieseparatoren zu nennen, welche einen Beitrag zur Erhöhung der Sicherheit von LIZ liefert.

Abschließend konnte, anhand des quantitativen Nutzens der Reduktion von Ausschuss in der Zellfertigung, eine exemplarische monetäre Wirtschaftlichkeitsbetrachtung durchgeführt werden, bei der eine Amortisationszeit von weniger als zwei Jahren berechnet wurde.

# 9 Schlussbetrachtung

## 9.1 Zusammenfassung

Das Grundbedürfnis des Menschen nach Mobilität bei gleichzeitiger Abhängigkeit von fossilen Brennstoffen zwingt Automobilhersteller zur Etablierung alternativer Antriebskonzepte. Ebenso ist durch den stets wachsenden Energiebedarf der Weltbevölkerung eine höhere Energieerzeugung durch volatile erneuerbare Energien erforderlich. Diese Megatrends bewirken, zusammen mit der wachsenden Informations- und Kommunikationstechnologie, einen erhöhten Bedarf an LIB. Dies geht mit neuen Qualitätsanforderungen einher, sodass die Sicherheit der Speicher in den Vordergrund rückt. Ein wesentliches Sicherheitselement einer LIZ ist der Batterieseparator, der die elektrische Trennung der Elektroden über die gesamte Lebensdauer der Zelle gewährleisten muss. Schadhafte Batterieseeparatoren führen zu zellinternem Stromfluss, der im schlimmsten Fall zum thermischen Durchgehen führt. Diese internen Kurzschlüsse können bei mangelnder Qualität in jeder Phase des Produktlebenszyklus auftreten und haben in der Vergangenheit zu einer Häufung an Schadensfällen und Rückrufaktionen geführt.

Eine 100-Prozent-Prüfung von Batterieseeparatoren ist jedoch aufgrund der hohen Variantenvielfalt sowie der porösen Struktur der Materialien erschwert. Folglich verursachen heutige Bildverarbeitungssysteme, deren Bildverarbeitungsketten nicht an die Anforderungen der Batterieseparator-Prüfung angepasst sind, hohe manuelle Aufwände zur Parametrierung. Des Weiteren geschieht dies auf Basis von Erfahrungswissen, ist nicht reproduzierbar und erfordert den Einsatz von speziell ausgebildetem Personal. Ein fehlendes Element im Stand der Technik ist ferner eine Methode zur automatisierten Klassifikation von Ungängen. Dies ist aufgrund der porösen Struktur von Batterieseeparatoren und der damit verbundenen hohen Anzahl an Ungängen mit unterschiedlichen Einflüssen auf die Qualität der Materialien von entscheidender Bedeutung. Rein expertenbasierte Ansätze zur Klassifikation, einschließlich einer manuellen Ableitung von Klassifikationsregeln, sind hierbei aufgrund der Vielzahl an Merkmalen sowie der hohen Anzahl an Klassen von auftretenden Ungängen nicht zielführend. Klassifikationsmethoden, wie NN, SVM oder Entscheidungsbäume, haben sich zwar bereits in vielen Anwendungen im produktionstechnischen Umfeld als valide erwiesen, werden bislang aber noch nicht zur Klassifikation von Ungängen in Batterieseeparatoren genutzt.

Aus diesen Gründen war das Ziel der vorliegenden Arbeit der Entwurf eines zerstörungsfreien Prüfverfahrens, das unter Einbezug eines methodischen Vorgehens eine Klassifikation der auftretenden Ungängen mit unterschiedlichen Qualitätseinflüssen ermöglicht.

Zu diesem Zweck wurden zu Beginn der Arbeit wichtige Begrifflichkeiten definiert, die Grundlagen von LIZ erläutert sowie die Eigenschaften und Prüfverfahren von Batterieseparatoren betrachtet. Darüber hinaus wurde der Lösungsraum der ZfP aufgezeigt und insbesondere Methoden der Bildverarbeitung detailliert dargestellt. Im Fokus standen dabei Vorgehensweisen und Methoden der Klassifikation auf der Basis maschineller Lernverfahren.

Darauf aufbauend erfolgte der Entwurf des zerstörungsfreien Prüfverfahrens. Die Basis dabei stellte die Formulierung von Anforderungen dar, die zugleich die Grundlage für die Bewertung bildeten. Die Rahmenbedingungen in Bezug auf den Herstellungsprozess sowie die Materialeigenschaften wurden in den technischen Anforderungen berücksichtigt. Demgegenüber wurden die Erfordernisse des Prozesses zur automatisierten Klassifikation auf Basis maschineller Lernalgorithmen unter prozessualen Anforderungen subsummiert. Da die verschiedenen zerstörungsfreien Prüfverfahren anwendungsfallsspezifische Vor- und Nachteile aufweisen, erfolgte in einem ersten Schritt des Entwurfs die Auswahl der Klasse des zerstörungsfreien Prüfverfahrens auf Basis der technischen Anforderungen. Hierbei wurde für optische Verfahren die höchste Eignung identifiziert. Anschließend wurde das Verfahren in Teilfunktionen zerlegt. Der folgende Entwurf der Teilfunktionen erforderte eine Betrachtung von Randbedingungen, die im Hinblick auf die physikalischen Wirkprinzipien der ausgewählten ZfP-Klasse auftreten. Des Weiteren wurden für die Auslegung der Bildverarbeitung Musterungängen ausgewählt.

Im Entwurf wurden schließlich folgende Teilfunktionen realisiert: Die *Bilddaufnahme* erfolgt mittels einer Zeilenkamera im Durchlauf in drei Beleuchtungskanälen. Dies wurde auf Basis einer Analyse des Informationsgrads bei verschiedenen Musterungängen festgelegt. Die *Bildvorverarbeitung* zur Grauwertkorrektur sowie die *Segmentierung* erfolgen aufgrund der hohen Anforderungen an die Geschwindigkeit pixelbasiert. Die Schwellwerte werden dabei reproduzierbar und automatisiert durch ein statistisches Verfahren ermittelt. Anschließend werden formbeschreibende, größenbeschreibende und Grauwert-bezogene *Objektmerkmale extrahiert* und durch den Entscheidungsbaumalgorithmus zur *Klassifikation* verwendet.



Davon ausgehend wurde eine Methode zur Klassifikation der Ungängen in Batterieeparatoren vorgestellt, welche insbesondere die Spezifika der Bildverarbeitung und der Klassifikation durch Entscheidungsbäume berücksichtigt. Hierdurch wird eine hohe Benutzertransparenz erreicht, welche die Dauer und den Aufwand der Modellierung minimiert und dadurch die Praxistauglichkeit sicherstellt. Die Methode umfasst vier Schritte. Das Ziel der *Selektierung* ist es, einen Datensatz für die Klassifikation zu generieren. Hierzu wird die Bildverarbeitungskette parametrisiert. Bei der *Vorbereitung* wird der Klassifikationsdatensatz hinsichtlich der Modellierung durch Entscheidungsbäume aufbereitet. Die maßgeblichen Teilschritte dabei umfassen die Auswahl der Merkmale mit positivem Informationsgehalt sowie die Aufteilung des Datensatzes in eine Trainings- und eine Testmenge. Der Schritt der *Modellierung* dient der Generierung einer Vielzahl an Klassifikationsmodellen. Da die Genauigkeit von Entscheidungsbäumen von mehreren Benutzereingaben abhängt, werden verschiedene Faktorstufenkombinationen mittels eines Versuchsplans realisiert. Für jedes der Modelle werden anhand eines Testdatensatzes die klassenspezifischen Sensitivitäten berechnet. In der *Evaluierung* wird schließlich das beste Klassifikationsmodell im Sinne der Genauigkeit ausgewählt. Ein Kernelement ist die Gewichtung der klassenspezifischen Sensitivitäten durch einen Analytic Hierarchy Process, anhand derer sich die Modellgüte errechnet. Letztlich kann die Plausibilität und Güte des Modells durch eine Analyse des Modellbaumes sowie der Konfusionsmatrix evaluiert werden.

Abschließend wurde das Prüfverfahren technisch in Form eines Prüfstands umgesetzt. Die Kernelemente hierbei umfassten die Auswahl der Bildaufnahme-komponenten, deren Einbindung in eine Kommunikationsstruktur sowie die Umsetzung einer Softwareinfrastruktur für eine gute technische Integration des Prüfstands in die Abläufe der Methode zur Klassifikation von Ungängen. Hierdurch wurde die Umsetzbarkeit des entworfenen zerstörungsfreien Prüfverfahrens erwiesen. Des Weiteren wurde die Methode zur Klassifikation von Ungängen anhand des ausgewählten industriellen Anwendungsbeispiels angewandt und dadurch ihre Funktionalität aufgezeigt. Auf Basis des beispielhaften Prüf-szenarios konnten ferner die Erfüllung der technischen und prozessualen Anforderungen sowie der Nutzen des Verfahrens nachgewiesen werden. Darüber hinaus belegt die Betrachtung der Wirtschaftlichkeit die ökonomische Sinnhaftigkeit der Implementierung des Verfahrens.

### 9.2 Ausblick

Das Verfahren zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren stellt einen neuen Ansatz in der Prüflandschaft von LIZ dar. Dieser kann in mehrere Richtungen weiterentwickelt werden.

Durch die vorgestellte Methode wird eine Klassifikation der Ungängen in Batterieseparatoren realisiert, welche eine Erkennung kritischer Qualitätseinflüsse ermöglicht. Darauf aufbauend können Hersteller von Batterieseparatoren Prüfvorschriften ausarbeiten, welche zusätzlich zur Klasse der Ungänge auch die flächige Ausdehnung sowie die Häufigkeit berücksichtigen. Hierdurch kann eine detaillierte Einordnung der Qualität einzelner Rollen in Abstufungen und damit ein qualitätsgerechter Einsatz des Batterieseparators in unterschiedlichen Zelltypen mit spezifischen Anforderungen erfolgen.

Ein weiterer Ansatz zur Weiterentwicklung ist, auf Basis der Erkennung von kritischen Ungängen, Material aus dem kontinuierlichen Prozess zielgerichtet auszuschließen. Hierbei kann mittels bereits derzeit verfügbarer Markierungsverfahren zunächst eine Indikation der Stelle realisiert werden. Abhilfe kann anschließend ein geeignetes Schneide- und Fügeverfahren schaffen, das nach der Konfektionierung die betreffende Stelle entfernt.

Darüber hinaus ist die Anwendung des Prüfverfahrens in der Zellfertigung als Wareneingangskontrolle möglich. Hierbei können mittels einer umfassenden Aufnahme von Qualitätsdaten die Auswirkungen einzelner Ungängen in Batterieseparatoren auf die Sicherheit und die Leistungsfähigkeiten von Zellen erforscht werden. Ferner ist die Einbindung des Verfahrens auch in der Zellkörperbildung, wie bspw. bei Stapelverfahren, möglich. Durch das Ausschleusen von Einzelblättern kann der Batterieseparator, unter Berücksichtigung der Qualität, noch materialeffizienter eingesetzt werden.

In der vorliegenden Arbeit wurden mikroporöse Batterieseparatoren betrachtet. Diese werden für BEV-Zellen als Substratmaterial verwendet und zusätzlich mit bspw. einer keramischen Beschichtung versehen. Daher kann untersucht werden, welche Modifikationen erforderlich sind, um das Verfahren für die Prüfung von anorganischen Kompositmembranen zu qualifizieren.

Zusätzlich wird vorgeschlagen, das Verfahren auf weitere produktionstechnische Anwendungsfälle, wie bspw. Lackierprozesse, zu übertragen. So können bestehende Potenziale durch eine Anwendung maschineller Lernverfahren zur Klassifikation von Ungängen genutzt werden. Dabei ist der Entwurf des zerstörungs-

freien Prüfverfahrens entsprechend der anwendungsspezifischen Anforderungen zu adaptieren. Die daraus resultierenden Auswirkungen auf die Bildverarbeitungskette sind in den Methodenschritten zur Klassifikation zu berücksichtigen. Die grundsätzliche Vorgehensweise ist jedoch anwendungsneutral anwendbar.



## 10 Literaturverzeichnis

ABELE & REINHART 2011

Abele, E.; Reinhart, G.: Zukunft der Produktion. Herausforderungen, Forschungsfelder, Chancen. München: Hanser, Carl 2011. ISBN: 978-3-44642-595-8.

ABOUMAR et al. 2015

Aboumar, O.; Nouranian, S.; King, R.; Ricks, T. M.; Lacy, T. E.: Comprehensive mechanical property classification of vapor-grown carbon nanofiber/vinyl ester nanocomposites using support vector machines. Computational Materials Science 99 (2015), S. 316-325.

ALPAYDIN 2010

Alpaydin, E.: Introduction to machine learning. 2. Aufl. Cambridge, Mass.: MIT Press 2010. ISBN: 978-0-26201-243-0.

ANDERMAN 2011

Anderman, M.: Status of Li-ion battery technology for automotive applications. Shanghai: 15.11.2011.

ARORA & ZHANG 2004

Arora, P.; Zhang, Z.: Battery Separators. Chemical Reviews 104 (2004) 10, S. 4419-4462.

ASTM E128-99 2011

ASTM E128-99: Test Method for Maximum Pore Diameter and Permeability of Rigid Porous Filters for Laboratory Use. West Conshohocken: ASTM International 2011.

ASTM 638 2014

ASTM 638: Test Method for Tensile Properties of Plastics. West Conshohocken: ASTM International 2014.

ASTM 726 2003

ASTM 726: Test Method for Resistance of Nonporous Paper to Passage of Air. West Conshohocken: ASTM International 2003.

ASTM 1294 1999

ASTM 1294: Test Method for Pore Size Characteristics of Membrane Filters Using Automated Liquid Porosimeter. West Conshohocken: ASTM International 1999.

ASTM 2103 2015

ASTM 2103: Specification for Polyethylene Film and Sheeting. West Conshohocken: ASTM International 2015.

ASTM 2873 1999

ASTM 2873: Test Method for Interior Porosity of Poly(Vinyl Chloride) (PVC) Resins by Mercury Intrusion Porosimetry. West Conshohocken: ASTM International 1999.

ASTM 5947-96 1996

ASTM 5947-96: Test Methods for Physical Dimensions of Solid Plastics Specimens. West Conshohocken: ASTM International 1996.

AZEVEDO & SANTOS 2008

Azevedo, A.; Santos, F.: KDD, SEMMA and CRISP-DM: A parallel overview. In: Weghorn, H. et al. (Hrsg.): Proceedings of the IADIS European Conference on Data Mining. Amsterdam: IADIS 2008, S. 182-185. ISBN: 978-9-72892-463-8.

BALDWIN 2009

Baldwin, R. S.: A Review of State-of-the-Art Separator Materials for Advanced Lithium-Based Batteries for Future Aerospace Missions. Cleveland: 2009.

BARBER et al. 1996

Barber, C. B.; Dobkin, D. P.; Huhdanpaa, H.: The quickhull algorithm for convex hulls. ACM Transactions on Mathematical Software 22 (1996) 4, S. 469-483.

BARGEL 2012

Bargel, H.-J.: Werkstoffprüfung. In: Bargel, H.-J. et al. (Hrsg.): Werkstoffkunde. Berlin: Springer 2012, S. 119-174. ISBN: 978-3-64217-717-0.

BARGEL & SCHULZE 2012

Bargel, H.-J.; Schulze, G. (Hrsg.): Werkstoffkunde. Berlin: Springer 2012. ISBN: 978-3-642-17717-0.

BÄSSMANN & KREYB 2004

Bässmann, H.; Kreyß, J.: Bildverarbeitung Ad Oculos. 4. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer 2004. ISBN: 978-3-54035-056-9.

BAUER 2007

Bauer, Norbert (Hrsg.): Handbuch zur industriellen Bildverarbeitung. Stuttgart: Fraunhofer-IRB 2007. ISBN: 978-3-81677-386-3.

BDEW 2012

BDEW: Brutto-Stromerzeugung nach Energieträgern 2011.

<[https://www.bdew.de/internet.nsf/id/DA3DD0BD5352F45BC12579B30034A0C9/\\$file/120229%20Bruttostromerzeugung%20nach%20Energietr%C3%A4gern%202011.pdf](https://www.bdew.de/internet.nsf/id/DA3DD0BD5352F45BC12579B30034A0C9/$file/120229%20Bruttostromerzeugung%20nach%20Energietr%C3%A4gern%202011.pdf)> – 17.04.2016.

BEIERLE & KERN-ISBERNER 2014

Beierle, C.; Kern-Isberner, G.: Methoden wissensbasierter Systeme. Grundlagen, Algorithmen, Anwendungen. 5. Aufl. Wiesbaden: Springer Vieweg 2014. ISBN: 978-3-83482-300-7.

BELLALOUNA 2009

Bellalouna, F.: Integrationsplattform für eine interdisziplinäre Entwicklung mechatronischer Produkte. Diss. Ruhr-Universität Bochum (2009).

BERGER & KLOOS 2011

Berger, C.; Kloos, K. H.: Werkstoffprüfung. In: Grote, K.-H. et al. (Hrsg.): Dubbel. Berlin: Springer 2011, S. E23–E32. ISBN: 978-3-64217-305-9.

BERGMANN & ZABLER 2006

Bergmann, R. B.; Zabler, E.: Methoden der zerstörungsfreien Prüfung. In: Gevatter, H.-J.; (Hrsg.): Mess- und Automatisierungstechnik in der Produktionstechnik. Berlin: Springer 2006, S. 363-434. ISBN: 978-3-54021-207-2.

BERNHART 2014

Bernhart, W.: The Lithium-Ion Battery Value Chain – Status, Trends and Implications. In: Pistoia, G. (Hrsg.): Lithium-ion batteries. Amsterdam: Elsevier 2014, S. 553-566. ISBN: 978-0-44459-513-3.

BERNHART & KRUGER 2012

Bernhart, W.; Kruger, F.: Batteries 2012. Nizza: 2012.

BEYERER et al. 2012

Beyerer, J.; Puente León, F.; Frese, C.: Automatische Sichtprüfung. Grundlagen, Methoden und Praxis der Bildgewinnung und Bildauswertung. Berlin, Heidelberg: Springer 2012. ISBN: 978-3-64223-966-3.

BHAT et al. 2015

Bhat, N. N.; Kumari, K.; Dutta, S.; Pal, S. K.; Pal, S.: Friction stir weld classification by applying wavelet analysis and support vector machine on weld surface images. Journal of Manufacturing Processes 20 (2015), S. 274-281.

BISHOP 2006

Bishop, C. M.: Pattern recognition and machine learning. New York: Springer 2006. ISBN: 978-0-38731-073-2.

BLECHSCHMIDT 2013

Blechs Schmidt, J. (Hrsg.): Taschenbuch der Papiertechnik. München: Hanser, Carl 2013. ISBN: 978-3-44643-701-2.

BRANDT 2013

Brandt, K.: Einsatzfelder für Lithium-Ionen-Batterien. In: Korthauer, R. (Hrsg.): Handbuch Lithium-Ionen-Batterien. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg 2013, S. 383-392. ISBN: 978-3-64230-653-2.

BREIMAN et al. 1984

Breiman, L.; Friedmann, J.; Stone, C. J.; Olshen R. A.: Classification and regression trees. New York: Chapman & Hall 1984. ISBN: 978-0-41204-841-8.

BRESLOW & AHA 1997

Breslow, L. A.; Aha, D. W.: Simplifying Decision Trees: A Survey. The Knowledge Engineering Review 12 (1997) 1, S. 1-47.

BRODD 2012

Brodd, R. J. (Hrsg.): Batteries for sustainability. New York: Springer 2012. ISBN: 978-1-46145-791-6.

BROUSSELY 2009

Broussely, M.: Li-Ion Batteries for EV, HEV and Other Industrial Applications. In: Nazri, G. et al. (Hrsg.): Lithium batteries. New York: Springer 2009, S. 645-685. ISBN: 978-0-38792-675-9.

### BROWN 2015

Brown, I.: Data Exploration and Visualisation in SAS Enterprise Miner.  
<[http://www.sas.com/content/dam/SAS/en\\_gb/doc/other1/events/sasforum/slides/day2/I.%20Brown%20Data%20Exploration%20and%20Visualisation%20in%20SAS%20EM\\_IB.pdf](http://www.sas.com/content/dam/SAS/en_gb/doc/other1/events/sasforum/slides/day2/I.%20Brown%20Data%20Exploration%20and%20Visualisation%20in%20SAS%20EM_IB.pdf)> – 11.06.2015.

### BRÜCKNER MASCHINENBAU 2016

Brückner Maschinenbau: Separator films for lithium-ion batteries.  
<<http://www.brueckner-maschinenbau.com/de/brueckner-maschinenbau/loesungen/spezial-shyfolienanlagen/batterie-separatoren>> – 19.04.2016.

### BUNDESFINANZMINISTERIUM 2001

Bundesfinanzministerium: AfA-Tabelle für den Wirtschaftszweig "Maschinenbau".  
<[http://www.bundesfinanzministerium.de/Content/DE/Standardartikel/Themen/Steuern/Weitere\\_Steuerthemen/Betriebspruefung/AfA-Tabellen/2001-12-06-afa-108.pdf?\\_\\_blob=publicationFile&v=1](http://www.bundesfinanzministerium.de/Content/DE/Standardartikel/Themen/Steuern/Weitere_Steuerthemen/Betriebspruefung/AfA-Tabellen/2001-12-06-afa-108.pdf?__blob=publicationFile&v=1)> – 19.04.2016.

### BURGER & BURGE 2015

Burger, W.; Burge, M. J.: Digitale Bildverarbeitung. Eine algorithmische Einführung mit Java. 3. Aufl. Berlin: Springer 2015. ISBN: 978-3-64204-604-9.

### CANNY 1986

Canny, J. A.: Computational Approach to Edge Detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence 8 (1986) 6, S. 679-698.

### CHAPMAN et al. 2000

Chapman, P.; Clinton, J.; Kerber, R.; Khabaza, T.; Reinartz, T.; Shearer, Colin; Wirth, R.: CRISP-DM 1.0. <<https://www.the-modeling-agency.com/crisp-dm.pdf>> – 19.04.2016.

### CHAUDHURI & AGRAWAL 2010

Chaudhuri, D.; Agrawal, A.: Split-and-merge Procedure for Image Segmentation using Bimodality Detection Approach. Defence Science Journal 60 (2010) 3, S. 290-301.

### CHEN 2008

Chen, L.: Study on prediction of surface quality in machining process. Journal of materials processing technology 205 (2008), S. 439-450.

### DAHN & EHRlich 2011

Dahn, J.; Ehrlich, G. M.: Lithium-ion batteries. In: Reddy, T. B. et al. (Hrsg.): Linden's handbook of batteries. New York: McGraw-Hill 2011, S. 26.1-26.79. ISBN: 978-0-07162-421-3.

### DANIEL & BESENHARD 2011

Claus, D.; Besenhard, J. O. (Hrsg.): Handbook of battery materials. Weinheim: Wiley-VCH 2011. ISBN: 978-3-52732-695-2.



DEMANT et al. 2011

Demant, C.; Springhoff, A.; Streicher-Abel, B.: Industrielle Bildverarbeitung. Wie optische Qualitätskontrolle wirklich funktioniert. 3. Aufl. Heidelberg: Springer 2011. ISBN: 978-3-64213-097-7.

DIETRICH 2002

Dietrich, E.: Leitfaden zum "Fähigkeitsnachweis von Messsystemen"  
<[http://www.q-das.com/uploads/tx\\_sbdownloader/Leitfaden\\_v21\\_me.pdf](http://www.q-das.com/uploads/tx_sbdownloader/Leitfaden_v21_me.pdf)> – 2002.

DIN 1319, Teil 1 1980

DIN 1319-1: Grundlagen der Messtechnik. Berlin: Beuth 1980.

DIN EN 1330, Teil 10 2002

DIN EN 1330-10: Zerstörungsfreie Prüfung – Terminologie – Begriffe der Sichtprüfung. Berlin: Beuth 2002.

DIN EN ISO 9000 2005

DIN EN ISO 9000: Qualitätsmanagementsysteme – Grundlagen und Begriffe. Berlin: Beuth 2005.

DIN EN 13018 2001

DIN EN 13018: Zerstörungsfreie Prüfung – Sichtprüfung – Allgemeine Grundlagen. Berlin: Beuth 2001.

DIN 54190, Teil 1 2011

DIN 54190-1: Zerstörungsfreie Prüfung – Thermografische Prüfung – Allgemeine Grundlagen. Berlin: Beuth 2011.

DIN 55350, Teil 17 1988

DIN 55350, Teil 17: Begriffe der Qualitätssicherung und Statistik. Berlin: Beuth 1988.

DIN SPEC 91252 2011

DIN SPEC 91252: Elektrische Straßenfahrzeuge – Batteriesysteme – Abmessungen für Lithium-Ionen-Zellen. Berlin: Beuth 2011.

DINGER et al. 2010

Dinger, A; Martin, R.; Mosquet, X.; Rabl, M.; Rizoulis, D.; Russo, M.; Sticher, G.: Batteries for Electric Cars – Challenges, Opportunities, and the Outlook to 2020. <<https://www.bcg.com/documents/file36615.pdf>> – 31.05.2016.

DOMINGOS 2000

Domingos, P.: A Unied Bias-Variance Decomposition and its Applications. Seattle: 2000.

DÖREN 2007

Dören, J.: Qualitätsmanagement und Neuronale Netze – ein Ansatz zur prädiktiven Regelung thermischer Spritzprozesse. Diss. Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen (2007).

## Literaturverzeichnis

---

DÖRMANN OSUNA 2009

Dörmann Osuna, H. W.: Ansatz für ein prozessintegriertes Qualitätsregelungssystem für nicht stabile Prozesse. Ilmenau: Univ.-Verl. Ilmenau 2009. ISBN: 978-3-93947-342-8.

DOYLE 1962

Doyle, W.: Operations Useful for Similarity-Invariant Pattern Recognition. Journal of the ACM 9 (1962) 2, S. 259-267.

DR. SCHENK GMBH 2016

Dr. Schenk GmbH: Inspektion von Batteriefolie.

<<http://www.drshenk.com/de/produkte/kunststoffinspektion/inspektion-von-batteriefolie.html>> – 19.04.2016.

Dutta et al. 2016

Dutta, S.; Pal, S. K.; Sen, R.: On-machine tool prediction of flank wear from machined surface images using texture analyses and support vector regression. Precision Engineering 43 (2016), S. 34-42.

ELECTROCHEMICAL SOCIETY 2010

Electrochemical Society (Hrsg.): 218th ECS Meeting abstracts 2010. Red Hook: Curran 2010. ISBN: 978-1-61782-094-6. (Meeting abstracts / the Electrochemical Society vol. 2010-02).

EMVA 1288 2010

EMVA 1288: Objektive Charakterisierung von Kameras und Bildsensoren. Barcelona: European Machine Vision Association 2010.

ERHARDT 2008

Erhardt, A.: Einführung in die Digitale Bildverarbeitung. Grundlagen, Systeme und Anwendungen. Wiesbaden: Vieweg+Teubner / GWV Fachverlage 2008. ISBN: 978-3-51900-478-3.

ERTEL 2013

Ertel, W.: Grundkurs künstliche Intelligenz. Heidelberg: Springer 2013. ISBN: 978-3-83482-157-7.

EBWEIN 2012

Eßwein, G.: Neuartige Li-Ionen Batterieseparatoren. Weinheim: 2012.

ESTER & SANDER 2000

Ester, M.; Sander, J.: Knowledge Discovery in Databases. Techniken und Anwendungen. Berlin, Heidelberg: Springer 2000. ISBN: 978-3-64258-331-5.

FAYYAD et al. 1996a

Fayyad, U.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P.: From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. AI Magazine 17 (1996) 2, S. 37-54.

FAYYAD et al. 1996b

Fayyad, U.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P.: The KDD Process for Extracting Useful Knowledge from Volumes of Data. Communications of the ACM 39 (1996) 11, S. 27-34.

FAYYAD et al. 1996c

Fayyad, U. M.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P.; Uthurusamy, R.: Advances in knowledge discovery and data mining. Menlo Park: MIT Press 1996. ISBN: 978-0-26256-097-9.

FERREIRO et al. 2011

Ferreiro, S.; Sierra, B.; Irigoien, I.; Gorritxategi, E.: Data mining for quality control: Burr detection in the drilling process. Computers & Industrial Engineering 60 (2011), S. 801–810.

FLEISCHHAMMER & DÖRING 2013

Fleischhammer, M.; Döring, H.: Chemische Sicherheit. In: Korthauer, R. (Hrsg.): Handbuch Lithium-Ionen-Batterien. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg 2013, S. 285-298. ISBN: 978-3-64230-653-2.

FRINGS 2008

Frings, N.: Vergleich von Bildklassifikationsalgorithmen für chemische Strukturformeln. Fachhochschule Koblenz. Koblenz (2008).

<<http://publica.fraunhofer.de/documents/N-78017.html>> – 19.04.2016.

GEIGER & KOTTE 2007

Geiger, W.; Kotte, W.: Handbuch Qualität. Grundlagen und Elemente des Qualitätsmanagements: Systeme - Perspektiven. 5. Aufl. Wiesbaden: Vieweg 2007. ISBN: 978-3-83480-273-6.

GELFAND et al. 1991

Gelfand, S. B.; Ravishankar, C. S.; Delp, E. J.: An iterative growing and pruning algorithm for classification tree design. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 13 (1991) 2, S. 163-174.

GEORGILAKIS et al. 2007

Georgilakis, P. S.; Gioulekas, A. T.; Souflaris, A. T.: A decision tree method for the selection of winding material in power transformers. Journal of Materials Processing Technology 181 (2007), S. 281–285.

GESSLER & KRAUSE 2015

Gessler, R.; Krause, T.: Wireless-Netzwerke für den Nahbereich. Eingebettete Funkssysteme: Vergleich von standardisierten und proprietären Verfahren. 2. Aufl. Wiesbaden: Springer Vieweg 2015. ISBN: 978-3-83482-075-4.

GEVATTER & GRÜNHAUPT 2006

Gevatter, H.-J.; Grünhaupt, U. (Hrsg.): Mess- und Automatisierungstechnik in der Produktionstechnik. Berlin: Springer 2006. ISBN: 978-3-54021-207-2.

GIBBONS 2014

Gibbons, M.: Wettrennen zwischen CCD und CMOS. Inspect (2014) 3, S. 26-27.

GIPS & OECHSNER 2012

Gips, P.; Oechsner, U.: Zeilenkameras für die industrielle Bildverarbeitung. Optik & Photonik (2012) 3, S. 49-52.

GLASBEY 1993

Glasbey, C. A.: An analysis of histogram-based thresholding algorithms. *Graphical Models and Image Processing* 55 (1993), S. 532-537.

GRAF & WEGENKITTL 2012

Graf, R. J.; Wegenkittl, S.: Integration von Support Vector Machines in die objektbasierte Bildklassifizierung am Beispiel der Entwicklung eines Plug-Ins für eCognition. In: Strobl, J. et al. (Hrsg.): *Angewandte Geoinformatik 2012*. Berlin, Offenbach: Wichmann 2012, S. 52-61. ISBN: 978-3-87907-520-1.

GREINER et al. 1997

Greiner, T.; Ansorge, C.; Kerstein, M.: Qualitätsprüfung von Bahnwarenmaterialien. *Automatisierungstechnik (AT)* 45 (1997) 12, S. 566-576.

GROTE & FELDHUSEN 2011

Grote, K.-H.; Feldhusen, J. (Hrsg.): *Dubbel*. Berlin: Springer 2011. ISBN: 978-3-64217-305-9.

HABI 2015

Habi, R.: Akku-Studie überrascht: Sind Elektroautos bald günstiger als Benziner? <<http://green.wiwo.de/akku-studie-ueberrascht-sind-elektroautos-schon-bald-guenstiger-als-benziner/>> – 19.04.2016

HAIST 2015

Haist, R.: *Optische Phänomene in Natur & Alltag*. Stuttgart: 2015.

HAN & KAMBER 2006

Han, J.; Kamber, M.: *Data mining. Concepts and techniques*. 2. Aufl. Amsterdam: Elsevier 2006. ISBN: 978-1-55860-901-3.

HAYAJNEH et al. 2009

Hayajneh, M.; Hassan, A. M.; Mayyas, A. T.: Artificial neural network modeling of the drilling process of self-lubricated aluminum/alumina/graphite hybrid composites synthesized by powder metallurgy technique. *Journal of Alloys and Compounds* 478 (2009), S. 559-565.

HAYES et al. 1988

Hayes, J. E.; Michie, D.; Richards, J. (Hrsg.): *Proceedings of the Eleventh Machine Intelligence Workshop*. Oxford: Clarendon Press 1988. (Machine Intelligence 11 - Towards an Automated Logic of Human Thought).

HERMES 2007

Hermes, R. C.: *Entwicklung flexibler Bildverarbeitungsketten zur Klassifikation und Verschleissmessung an Wendeschneidplatten*. Aachen: Shaker 2007. ISBN: 978-3-83226-610-3. (Berichte aus der Produktionstechnik Bd. 2007, 26).

HERWIG & MOSCHALLSKI 2006

Herwig, H.; Moschallski, A.: *Wärmeübertragung. Physikalische Grundlagen, illustrierende Beispiele, Übungsaufgaben mit Musterlösungen*. Wiesbaden: Vieweg 2006. ISBN: 978-3-83480-060-2.

HORN 2014

Horn, M.: *Aktive Segmentierung*. Diss. Universität Konstanz (2014).

HUANG & WANG 1995

Huang, L.-K.; Wang, M.-J. J.: Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness. *Pattern Recognition* 28 (1995) 1, S. 41-51.

HUBER et al. 2015

Huber, J.; Tammer, C.; Kempter, A.; Seidel, C.; Reinhart, G.: Optische Qualitätsprüfung von Batterieseparatoren. *Technisches Messen* 82 (2015) 10, S. 495-505.

HUBER et al. 2016a

Huber, J.; Tammer, C.; Krottil, S.; Waidmann, S.; Hao, X.; Seidel, C.; Reinhart, G.: Method for classification of battery separator defects using optical inspection. *Procedia CIRP* 57 (2016), S. 585-590.

HUBER et al. 2016b

Huber, J.; Tammer, C.; Schneider, D.; Seidel, C.; Reinhart, G.: Non-destructive quality testing of battery separators. *Procedia CIRP* 62 (2016), S. 423-428.

IEEE 802.3 2012

IEEE 802.3: IEEE Standard for Ethernet. New York: IEEE Computer Society 2012.

ILLINGWORTH & KITTLER 1986

Illingworth, J.; Kittler, J.: Minimum Error Thresholding. *Pattern Recognition* 19 (1986) 1, S. 41-47.

ILSCHNER & SINGER 2002

Ilchner, B.; Singer, R. F.: *Werkstoffwissenschaften und Fertigungstechnik. Eigenschaften, Vorgänge, Technologien.* 3. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer 2002. ISBN: 978-3-54067-451-1.

ISRA VISION AG 2012

ISRA Vision AG: Auch bei E-Mobility ganz vorne: ISRA bietet einzigartige Inspektionstechnologie für fehlerfreie Elektroden und Separatorfolien. <<http://www.isravision.com/likecms.php?site=site.html&nav=926&siteid=1969&entryid=0&sp=0>> – 19.04.2016.

JÄHNE 2012

Jähne, B.: *Digitale Bildverarbeitung und Bildgewinnung.* 7. Aufl. Berlin: Springer Vieweg 2012. ISBN: 978-3-64204-952-1.

JAIN 1989

Jain, A. K.: *Fundamentals of digital image processing.* Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall 1989. ISBN: 0-13336-165-9.

JOSSEN 2014

Jossen, A.: *Sicherheit von Li-Ionen-Batterien: Eine interdisziplinäre Aufgabe,* Batterieforum Deutschland. Berlin: 2014.

JOSSEN & WEYDANZ 2006

Jossen, A.; Weydanz, W.: *Moderne Akkumulatoren richtig einsetzen.* Untermeitingen: Reichardt 2006. ISBN: 987-3-93935-911-4.

## Literaturverzeichnis

---

KANG & KIM 2015

Kang, J. H.; Kim, S. B.: False alarm classification for multivariate manufacturing processes of thin film transistor-liquid crystal displays. *Journal of Process Control* 35 (2015), S. 21-29.

KAPUR et al. 1985

Kapur, J. N.; Sahoo, P. K.; Wong, A. K.: A New Method for Gray-Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 29 (1985), S. 273-285.

KASSATLY 2010

Kassatly, S.: *The Lithium-Ion Battery Industry For Electric Vehicles*. Massachusetts Institute of Technology. Cambridge (2010).

KDNUGGETS 2014

KDNuggets: CRISP-DM, still the top methodology for analytics, data mining, or data science projects. < <http://www.kdnuggets.com/2014/10/crisp-dm-top-methodology-analytics-data-mining-data-science-projects.html> > – 21.04.2016.

KEITZ 1967

Keitz, H. A.: *Lichtberechnungen und Lichtmessungen*. 2. Aufl. Eindhoven: Philips 1967.

KETTERER et al. 2009

Ketterer, B.; Karl, U.; Möst, D.; Ulrich, S.: *Lithium-Ionen Batterien: Stand der Technik und Anwendungspotenzial in Hybrid-, Plug-In Hybrid- und Elektrofahrzeugen*. Bericht. Forschungszentrum Karlsruhe GmbH, Karlsruhe (2009).

KIM et al. 2012

Kim, D.; Kang, P.; Cho, S.; Lee, H.; Doh, S.: Machine learning-based novelty detection for faulty wafer detection in semiconductor manufacturing. *Expert Systems with Applications* 39 (2012), S. 4075-4083.

KLEPPMANN 2011

Kleppmann, W.: *Taschenbuch Versuchsplanung. Produkte und Prozesse optimieren*. 7. Aufl. München: Hanser 2011. ISBN: 978-3-44642-774-7.

KOHAVI & PROVOST 1998

Kohavi, R.; Provost, F.: Glossary of Terms. *Machine Learning* 30 (1998), S. 271-274.

KORTHAUER 2013

Korthauer, R. (Hrsg.): *Handbuch Lithium-Ionen-Batterien*. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg 2013. ISBN: 978-3-64230-653-2.

KROLL 2016

Kroll, A.: *Computational Intelligence. Probleme, Methoden und technische Anwendungen*. 2. Aufl. Berlin: De Gruyter Oldenbourg 2016. ISBN: 978-3-11040-066-3.

KROSCHEL et al. 2011

Kroschel, K.; Rigoll, G.; Schuller, B.: Statistische Informationstechnik. Signal- und Mustererkennung, Parameter- und Signalschätzung. Berlin, Heidelberg: Springer 2011. ISBN: 978-3-64215-954-1.

KRUSE 2011

Kruse, R.: Computational Intelligence. Eine methodische Einführung in Künstliche Neuronale Netze, Evolutionäre Algorithmen, Fuzzy-Systeme und Bayes-Netze. Wiesbaden: Vieweg + Teubner 2011. ISBN: 978-3-83481-275-9.

KUCHLING 2011

Kuchling, H.: Taschenbuch der Physik. 20. Aufl. München: Carl-Hanser 2011. ISBN: 978-3-44642-457-9.

KURFER et al. 2012

Kurfer, J.; Westermeier, M.; Tammer, C.; Reinhart, G.: Production of large-area lithium-ion cells – Preconditioning, cell stacking and quality assurance. CIRP Annals - Manufacturing Technology 61 (2012) 1, S. 1-4.

LAMP 2013

Lamp, P.: Anforderungen an Batterien für die Elektromobilität. In: Korthauer, R. (Hrsg.): Handbuch Lithium-Ionen-Batterien. Berlin, Heidelberg: Imprint: Springer Vieweg 2013, S. 393-415. ISBN: 978-3-642-30653-2.

LANDINI 2015

Landini, G.: Auto Threshold. <[http://imagej.net/Auto\\_Threshold](http://imagej.net/Auto_Threshold)> – 21.04.2016.

LEICHT 2013

Leicht, C.: Analyse und Optimierung von Algorithmen des Maschinellen Lernens in der Virtuellen Messtechnik. (Diplomarbeit) Universität Leipzig (2013).

LEUTHNER 2013

Leuthner, S.: Übersicht zu Lithium-Ionen-Batterien. In: Korthauer, R. (Hrsg.): Handbuch Lithium-Ionen-Batterien. Berlin, Heidelberg: Imprint: Springer Vieweg 2013, S. 13-20. ISBN: 978-3-64230-653-2.

LI & TAM 1998

Li, C. H.; Tam, P. K.: An Iterative Algorithm for Minimum Cross Entropy Thresholding. Pattern Recognition Letters 18 (1998) 8, S. 771-776.

LINDEN & REDDY 2011

Linden, D.; Reddy, T. B.: Basic Concepts. In: Reddy, T. B. et al. (Hrsg.): Linden's handbook of batteries. New York, NY: McGraw-Hill 2011, S. 1.1-1.17. ISBN: 978-0-07162-421-3.

LINKEMANN 2016

Linkemann, J.: CMOS und CCD – Der kleine Unterschied auf dem Weg vom Licht zum Signal. Ahrensburg: 2016.

LIPPE 2006

Lippe, W.-M.: Soft-Computing. Mit neuronalen Netzen, Fuzzy-Logic und Evolutionären Algorithmen. Berlin: Springer 2006. ISBN: 978-3-54029-274-6.

LIPSON et al. 1995

Lipson, S. G.; Lipson, H. S.; Tannhauser, D. S.: Optical physics. 3. Aufl.  
Cambridge: Cambridge University Press 1995. ISBN: 978-0-52143-047-0.

MARLAIR et al. 2011

Marlair, G.; Dupont, L.; Demissy, M.: Approche de la maitrise des risques  
specifiques de la filiere vehicules electriques – Analyse preliminaire des risques.  
Verneuil-en-Halatte: 2011.

MAUDERER 2013

Mauderer, M.: Ein Beitrag zur Planung und Entwicklung von rekonfigurierbaren  
mechatronischen Systemen – am Beispiel von starren Fertigungssystemen.  
München: Utz 2013. ISBN: 978-3-83164-126-0. (Forschungsberichte *iwb* 250).

MEYERS 2012

Meyers, R. A. (Hrsg.): Encyclopedia of sustainability science and technology.  
New York: Springer New York 2012. ISBN: 978-1-44190-851-3.

MIKUT & REISCHL 2011

Mikut, R.; Reischl, M.: Data mining tools. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data  
Mining and Knowledge Discovery 1 (2011) 5, S. 431-443.

MOHRI et al. 2012

Mohri, M.; Rostamizadeh, A.; Talwalkar, A.: Foundations of machine learning.  
Cambridge, MA: MIT Press 2012. ISBN: 978-0-26201-825-8.

MÖLLER 2013

Möller, K.-C.: Übersicht über die Speichersysteme/Batteriesysteme. In:  
Korthauer, R. (Hrsg.): Handbuch Lithium-Ionen-Batterien. Berlin, Heidelberg:  
Imprint: Springer Vieweg 2013, S. 3-9. ISBN: 978-3-64230-653-2.

MOORE et al. 2009

Moore, S. A.; Daddario, D. M.; Kurinskas, J.; Weiss, G. M.: Are decision trees  
always greener on the open (source) side of the fence? Proceedings of DMIN  
(2009), S. 185-188.

MORK 2011

Mork, R.: Qualitätsbewertung und -regelung für die Fertigung von  
Karosserieteilen in Presswerken auf Basis Neuronaler Netze. Diss. Technische  
Universität München (2011). München: Utz 2012. ISBN: 978-3-83164-127-7.  
(Forschungsberichte *iwb* 251).

NATIONALE PLATTFORM ELEKTROMOBILITÄT 2016

Nationale Plattform Elektromobilität: Roadmap integrierte Zell- und  
Batterieproduktion Deutschland. Berlin: Heilmeyer und Sernau/Hennemann  
2016.

NAWRATH 2001

Nawrath, R.: Industrielle Bildverarbeitung in Schleswig-Holstein. Kiel: 2001.

NAZRI & PISTOIA 2009

Nazri, G.; Pistoia, G. (Hrsg.): Lithium batteries. New York: Springer 2009.  
ISBN: 978-0-38792-675-9.



NEUMANN 2005

Neumann, B.: Bildverarbeitung für Einsteiger. Programmbeispiele mit Mathcad. Berlin: Springer 2005. ISBN: 3-54021-888-2.

NIBLETT & BRATKO 1986

Niblett, T.; Bratko, I.: Learning Decision Rules in Noisy Domains. Proceedings of Expert Systems 86 (1986), S. 25-34.

OTSU 1979

Otsu, N.: A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 9 (1979) 1, S. 62-66.

PARKER 1994

Parker, J. R.: Practical computer vision using C. New York: Wiley 1994. ISBN: 978-0-47159-262-4.

PERROT 2005

Perrot, S.: Beleuchtungstechniken für die industrielle Bildverarbeitung. Quality Engineering (2005) 3, S. 40-41.

PETERS & ZELEWSKI 2002

Peters, M. L.; Zelewski, S.: Analytical Hierarchy Process (AHP) – dargestellt am Beispiel der Auswahl von Projektmanagement-Software zum Multiprojektmanagement (Arbeitsbericht) Institut für Produktion und Industrielles Informationsmanagement Universität Essen (2002).

<<https://www.pim.wiwi.uni->

[due.de/uploads/tx\\_itochair3/publications/bericht14.pdf](https://www.pim.wiwi.uni-due.de/uploads/tx_itochair3/publications/bericht14.pdf)> – 19.04.2016.

PETERSOHN 2005

Petersohn, H.: Data mining. Verfahren, Prozesse, Anwendungsarchitektur. München: Oldenbourg 2005. ISBN: 978-3-48657-715-0.

PETTINGER 2013a

Pettinger, K.-H.: Fertigungsprozesse von Lithium-Ionen-Zellen. In: Korthauer, R. (Hrsg.): Handbuch Lithium-Ionen-Batterien. Berlin, Heidelberg: Imprint: Springer Vieweg 2013, S. 221-235. ISBN: 978-3-64230-653-2.

PETTINGER 2013b

Pettinger, K.-H.: Prüfverfahren in der Fertigung. In: Korthauer, R. (Hrsg.): Handbuch Lithium-Ionen-Batterien. Berlin, Heidelberg: Imprint: Springer Vieweg 2013, S. 259-267. ISBN: 978-3-64230-653-2.

PETTINGER 2015

Pettinger, K.-H.: Herausforderungen an die Produktion von Li-Ionen Zellen für die Elektromobilität. Garching b. München: 18.03.2015.

PFEIFER 2001

Pfeifer, T.: Fertigungsmesstechnik. 2. Aufl. München: Oldenbourg 2001. ISBN: 978-3-48625-712-0.

## Literaturverzeichnis

---

### PHILIPPS 2008

Philipps, J.: Inline-Überwachungssysteme durchleuchten den Extrusionsprozess. In: VDI Wissenforum (Hrsg.): Extrusionstechnik 2008. Düsseldorf: VDI 2008, S. 191-216. ISBN: 978-3-18234-294-6.

### PISTOIA 2014

Pistoia, G. (Hrsg.): Lithium-ion batteries. Amsterdam: Elsevier 2014. ISBN: 978-0-44459-513-3.

### POLLEX & DAU 2013

Pollex, I.; Dau, O.: Prozesskontrolle und Prüftechnik. In: Blechschmidt, J. (Hrsg.): Taschenbuch der Papiertechnik. München: Hanser, Carl 2013, S. 561-613. ISBN: 978-3-44643-701-2.

### PONCE & ADEM 2009

Ponce, J.; Adem, K.: Data mining and knowledge discovery in real life applications. Wien: I-Tech Education and Publishing 2009. ISBN: 978-3-90261-353-0.

### POPP 2010

Popp, M.: Speicherbedarf bei einer Stromversorgung mit erneuerbaren Energien. Berlin: Springer 2010. ISBN: 978-3-64201-927-2.

### PREWITT & MENDELSON 1966

Prewitt, J. M.; Mendelsohn, M. L.: The analysis of cell images. Annals of the New York Academy of Sciences 128 (1966) 3, S. 1035-1053.

### QUINLAN 1987

Quinlan, J. R.: Induction of Decision Trees. Machine Learning (1987) 1, S. 81-106.

### QUINLAN 1988

Quinlan, J. R.: Decision trees and multi-valued attributes. In: Hayes, J. E. et al. (Hrsg.): Proceedings of the Eleventh Machine Intelligence Workshop. Oxford: Clarendon Press 1988, S. 305-318.

### QUINLAN 1993

Quinlan, J. R.: C4.5. Programs for machine learning. San Mateo: Morgan Kaufmann Publishers 1993. ISBN: 1-55860-238-0.

### RAJESWARI et al. 2014

Rajeswari, C.; Sathiyabhama, B.; Devendiran, S.; Manivannan, K.: Bearing fault diagnosis using wavelet packet transform, hybrid PSO and support vector machine. Procedia Engineering 97 (2014 ), S. 1772-1783.

### RAPIDMINER 2016

Rapidminer: Internetauftritt. <<https://rapidminer.com>> – 16.05.2016.

### REDDY & LINDEN 2011

Reddy, T. B.; Linden, D. (Hrsg.): Linden's handbook of batteries. New York: McGraw-Hill 2011. ISBN: 978-0-07162-421-3.

REINHART 2011

Reinhart, G. (Hrsg.): Mechatronische Simulation in der industriellen Anwendung. München: Utz 2011. ISBN: 978-3-83164-149-9. (Seminarberichte *iwb* 101).

REINHART et al. 2011

Reinhart, G.; Stich, P.; Krottil, S.; Hofmann, D.: Entwicklungspotentiale und Trends in der mechatronischen Simulation. In: Reinhart, G. (Hrsg.): Mechatronische Simulation in der industriellen Anwendung. München: Utz 2011. ISBN: 978-3-83164-149-9.

RIDLER & CALVARD 1978

Ridler, T. W.; Calvard, S.: Picture thresholding using an iterative selection method. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 8 (1978) 8, S. 630-632.

RIEGEL 2013

Riegel, B.: Anforderungen an Batterien für den stationären Einsatz. In: Korthauer, R. (Hrsg.): Handbuch Lithium-Ionen-Batterien. Berlin, Heidelberg: Imprint: Springer Vieweg 2013, S. 417-428. ISBN: 978-3-64230-653-2.

RIGOLL 1994

Rigoll, G.: Neuronale Netze. Eine Einführung für Ingenieure, Informatiker und Naturwissenschaftler. Renningen-Malmsheim: Expert 1994. ISBN: 978-3-81690-975-0. (Kontakt & Studium 446).

ROKACH & MAIMON 2015

Rokach, L.; Maimon, O.: Data mining with decision trees. Theory and applications. 2. Aufl. Hackensack: World Scientific Publishing 2015. ISBN: 978-9-81459-008-2. (Series in Machine Perception and Artificial Intelligence 81).

ROLAND BERGER 2012

Roland Berger Strategy Consultants: Lithium-ion batteries – The bubble bursts. Stuttgart: 2012.

RONOWICZ et al. 2015

Ronowicz, J.; Thommes, M.; Kleinebudde, P.; Krysiński, J.: A data mining approach to optimize pellets manufacturing process based on a decision tree algorithm. European Journal of Pharmaceutical Sciences 73 (2015), S. 44-48.

RUHM 2003

Ruhm, K. H.: Abtasttheorem – Qualitative Beschreibung. Zürich: 2003.

RUSS 2007

Russ, J. C.: The image processing handbook. 5. Aufl. Boca Raton: CRC Press 2007. ISBN: 978-0-84937-254-4.

RUSSELL & NORVIG 2010

Russell, S. J.; Norvig, P.: Artificial intelligence. A modern approach. 3. Aufl. Upper Saddle River: Prentice Hall 2010. ISBN: 978-0-13207-148-2.

RYER 1997

Ryer, A.: Light measurement handbook. Newburyport: International Light 1997. ISBN: 0-96583-569-3.

SAATY 1994

Saaty, T. L.: Fundamentals of Decision Making and Priority Theory with the Analytic Hierarchy Process. Pittsburgh: RWS Publications 1994. ISBN: 978-0-96203-176-2.

SANTHANAGOPALAN & ZHANG 2012

Santhanagopalan, S.; Zhang, Z.: Separators for Rechargeable Batteries. In: Meyers, R. A. (Hrsg.): Encyclopedia of sustainability science and technology. New York: Springer 2012, S. 8715-8757. ISBN: 978-1-44190-851-3.

SCHIEBOLD 2015

Schiebold, K.: Zerstörungsfreie Werkstoffprüfung - Sichtprüfung. Berlin: Springer 2015. ISBN: 978-3-66244-667-6.

SCHMID et al. 2015

Schmid, M.; Berger, S.; Reinhart, G.: Cognitive Parameter Adaption for Model Based Control Systems. Procedia CIRP 33 (2015), S. 133-138.

SCHREIBER & PISKE 2013

Schreiber, D.; Piske, C.: Watt statt Lumen als Intensitätsmaß. Markt & Technik (2013) 43, S. 43-45.

SCHWIDER 2007

Schwider, P.: CCD- und CMOS-Bildsensoren. In: Bauer, N. (Hrsg.): Handbuch zur industriellen Bildverarbeitung. Stuttgart: Fraunhofer-IRB-Verl. 2007, S. 36-40. ISBN: 978-3-81677-386-3.

SEEN & HISSMANN 2010

Seen, H.; Hissmann, O.: Standardsuche bei Stippen. Kunststoffe (2010) 10, S. 1-4.

SEZGIN & SANKUR 2004

Sezgin, M.; Sankur, B.: Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. Journal of Electronic Imaging 13 (2004) 1, S. 146-168.

SHANBHAG 1994

Shanbhag, A.: Utilization of Information Measure as a Means of Image Thresholding. CVGIP: Graphical Models and Image Processing 56 (1994) 5, S. 414-419.

SIEMER 2010

Siemer, U.: Einsatz der Thermografie als zerstörungsfreies Prüfverfahren in der Automobilindustrie. Diss. Universität des Saarlands. Saarbrücken (2010).

SMITH 2007

Smith, R. D.: Roll and web defect terminology. 2. Aufl. Norcross: Tappi Press 2007. ISBN: 1-59510-138-1.

SOKOLOVA & LAPALME 2009

Sokolova, M.; Lapalme, G.: A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management* 45 (2009) 4, S. 427-437.

SORG 2014

Sorg, C.: *Data Mining als Methode zur Industrialisierung und Qualifizierung neuer Fertigungsprozesse für CFK-Bauteile in automobiler Großserienproduktion*. München: Dr. Hut 2014. ISBN: 978-3-84391-720-9.

SPOTNITZ 2011

Spotnitz, R.: Separators for lithium-ion batteries. In: Daniel, C. et al. (Hrsg.): *Handbook of battery materials*. Weinheim: Wiley-VCH 2011, S. 693-717. ISBN: 978-3-52732-695-2.

STEEB 1997

Steeb, S.: *Expert-Praxislexikon zerstörungsfreie Materialprüfung*. Renningen-Malmsheim: Expert-Verl. 1997. ISBN: 3-81691-420-9.

STEINBRECHER 2002

Steinbrecher, R.: *Bildverarbeitung in der Praxis*. München: Oldenbourg 2002. ISBN: 3-48622-372-0.

STRINGFELLOW et al. 2010

Stringfellow, R.; Ofer, D.; Sriramulu, S.; Barnett, B.: Lithium-Ion Battery Safety Field-Failure Mechanisms. In: *Electrochemical Society (Hrsg.): 218th ECS Meeting abstracts 2010*. Red Hook, NY: Curran 2010, S. 218-322. ISBN: 978-1-61782-094-6.

STROBL et al. 2012

Strobl, J.; Blaschke, T.; Griesebner, G. (Hrsg.): *Angewandte Geoinformatik 2012*. Berlin, Offenbach: Wichmann 2012. ISBN: 978-3-87907-520-1.

SÜBE & RODNER 2014

Süße, H.; Rodner, E.: *Bildverarbeitung und Objekterkennung. Computer Vision in Industrie und Medizin*. Wiesbaden: Springer Vieweg 2014. ISBN: 978-3-83482-606-0.

TSAI 1985

Tsai, W.-H.: Moment-Preserving Thresholding: A New Approach. *Computer vision, graphics and image processing* 29 (1985), S. 377-393.

TUTSCH 2006

Tutsch, R.: *Fertigungsmesstechnik*. In: Gevatter, H.-J.; (Hrsg.): *Mess- und Automatisierungstechnik in der Produktionstechnik*. Berlin: Springer 2006, S. 363-434. ISBN: 978-3-54021-207-2.

TÜMMEL 1973

Tümmel, H.: *Laufbildprojektion*. Wien: Springer 1973. ISBN: 978-3-21181-075-0. (Die wissenschaftliche und angewandte Photographie 6).

## Literaturverzeichnis

---

USAMA. et al. 1996

Usama, M.; Piatetsky-Shapiro, G.; Smyth, P.; Uthurusamy, R.: Advances in Knowledge Discovery and Data Mining: MIT Press 1996. (American Association for Artificial Intelligence 21-22).

VDA 5 2011

VDA 5: Prüfprozesseignung, Eignung von Messsystemen, Mess- und Prüfprozessen, Erweiterte Messunsicherheit, Konformitätsbewertung. Frankfurt: Heinrich 2011.

VDI 2206 2004

VDI 2206: Entwicklungsmethodik für mechatronische Systeme. Berlin: Beuth 2004.

VDI 2225, Blatt 3 1998

VDI 2225, Blatt 3: Technisch-wirtschaftliches Konstruieren – Technisch-wirtschaftliche Bewertung. Berlin: Beuth 1998.

VDI WISSENFORUM 2008

VDI Wissenforum (Hrsg.): Extrusionstechnik 2008. Düsseldorf: VDI 2008. ISBN: 978-3-18234-294-6.

VDI/VDE 2632, Blatt 1 2008

VDI/VDE 2632-1: Industrielle Bildverarbeitung - Grundlagen und Begriffe. Berlin: Beuth 2008.

VETTER & ROHR 2014

Vetter, M.; Rohr, L.: Lithium-Ion Batteries for Storage of Renewable Energies and Electric Grid Backup. In: Pistoia, G. (Hrsg.): Lithium-ion batteries. Amsterdam: Elsevier 2014, S. 293-309. ISBN: 978-0-44459-513-3.

VUORILEHTO 2013

Vuorilehto, K.: Materialien und Funktion. In: Korthauer, R. (Hrsg.): Handbuch Lithium-Ionen-Batterien. Berlin, Heidelberg: Imprint: Springer Vieweg 2013, S. 21-30. ISBN: 978-3-64230-653-2.

WORLD WIDE WEB CONSORTIUM 2013

World Wide Web Consortium: Extensible Markup Language (XML). <<http://www.w3.org/TR/REC-xml/>> – 16.05.2016.

WALDRAFF 2004

Waldruff, T.: Digitale Bildauflösung. Grundlagen, Auflösungsbestimmung, Anwendungsbeispiele. Berlin: Springer 2004. ISBN: 978-3-64218-580-9.

WALENSKI 2010

Walenski, W.: Druck Lexikon: Papiereigenschaften. <<http://www.zfamedien.de/ausbildung/buchbinder/tutorials/dictionary-paper.php?Action=ByTitle&Title=Papiereigenschaften>> – 19.04.2016.

WEBER & ROTH 2013

Weber, C. J.; Roth, M.: Separatoren. In: Korthauer, R. (Hrsg.): Handbuch Lithium-Ionen-Batterien. Berlin, Heidelberg: Imprint: Springer Vieweg 2013, S. 79-93. ISBN: 978-3-64230-653-2.

WEGHORN & ABRAHAM 2008

Weghorn, H.; Abraham, A. P. (Hrsg.): Proceedings of the IADIS European Conference on Data Mining. Amsterdam: IADIS 2008. ISBN: 978-9-72892-463-8.

WEIßBACH et al. 2015

Weißbach, W.; Dahms, M.; Jaroschek, C.: Werkstoffkunde. Strukturen, Eigenschaften, Prüfung. 19. Aufl. Wiesbaden: Springer Vieweg 2015. ISBN: 978-3-65803-919-6.

YEN et al. 1995

Yen, J.-C.; Chang, F.-J.; Chang S.: A new criterion for automatic multilevel thresholding. IEEE Transactions on Image Processing 4 (1995) 3, S. 370-378.

YOSHIO et al. 2010

Yoshio, M.; Brodd, R. J.; Kozawa, A. (Hrsg.): Lithium-ion batteries. New York: Springer 2010. ISBN: 978-0-38734-445-4.

YOUSEFIAN-JAZI et al. 2014

Yousefian-Jazi, A.; Ryu, J.-H.; Yoon, S.; Liu, J. J.: Decision support in machine vision system for monitoring of TFT-LCD glass substrates manufacturing. Journal of Process Control 24 (2014), S. 1015-1023.

ZACK et al. 1977

Zack, G. W.; Rogers, W. E.; Latt, S. A.: Automatic measurement of sister chromatid exchange frequency. Journal of Histochemistry & Cytochemistry 25 (1977) 7, S. 741-753.

ZAGHIB et al. 2014

Zaghib, K.; Dubé, J.; Dallaire, A.; Galoustov, K.; Guerfi, A.; Ramanathan, M.; Benmayza, A.; Prakash, J.; Mauger, A.; Julien, C. M.: Lithium-Ion Cell Components and Their Effect on High-Power Battery Safety. In: Pistoia, G. (Hrsg.): Lithium-ion batteries. Amsterdam: Elsevier 2014, S. 437-460. ISBN: 978-0-44459-513-3.

ZÄH et al. 2003

Zäh, M.; Schlickenrieder, K.; Mosandl, T.: Zerstörungsfreie Prüfverfahren und ihre Eignung für die Klebtechnik. Adhäsion Kleben & Dichten 47 (2003) 6, S. 26-30.

ZHANG 2007

Zhang, S. S.: A review on the separators of liquid electrolyte Li-ion batteries. Journal of Power Sources 164 (2007) 1, S. 351-364.

ZHANG & RAMADASS 2010

Zhang, Z.; Ramadass, P.: Lithium-Ion Battery Separators. In: Yoshio, M. et al. (Hrsg.): Lithium-ion batteries. New York: Springer 2010, S. 367-412. ISBN: 978-0-38734-445-4.

ZHANG et al. 2014

Zhang, Z.; Ramadass, P.; Fang, W.: Safety of Lithium-Ion Batteries. In: Pistoia, G. (Hrsg.): Lithium-ion batteries. Amsterdam: Elsevier 2014, S. 409-435. ISBN: 978-0-44459-513-3.

## Literaturverzeichnis

---

ZINTH & ZINTH 2011

Zinth, W.; Zinth, U.: Optik, Lichtstrahlen - Wellen - Photonen. 3. Aufl.  
München: Oldenbourg 2011. ISBN: 978-3-48670-534-8.



## 11 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	Entwicklung des Absatzes von Elektrofahrzeugen weltweit (BERNHART & KRUGER 2012).....	2
Abbildung 2:	Zielsetzung der vorliegenden Arbeit.....	6
Abbildung 3:	Aufbau der vorliegenden Arbeit.....	8
Abbildung 4:	Grundlegender Aufbau einer LIZ (in Anlehnung an DAHN & EHRLICH (2011, S. 26.5)) .....	10
Abbildung 5:	Prozesskette der LIZ-Fertigung.....	12
Abbildung 6:	Beispiel eines Batterieseparators (li.) und REM-Aufnahme der Porenstruktur (re.) (Quelle: ARORA & ZHANG 2004).....	13
Abbildung 7:	Klassier- und Sortierprüfung am Ende eines Produktionsprozesses .....	17
Abbildung 8:	Taxonomie der zerstörungsfreien Prüfverfahren .....	18
Abbildung 9:	Bildverarbeitungskette (in Anlehnung an NEUMANN (2005, S. 2)).....	21
Abbildung 10:	Komponenten eines Bildverarbeitungssystems (in Anlehnung an BERGMANN & ZABLER (2006, S. 287)) .....	23
Abbildung 11:	Beispiel zum Bias-Varianz-Dilemma (in Anlehnung an SÜBE & RODNER (2014, S. 455)).....	25
Abbildung 12:	Reflexionsverhalten in Abhängigkeit der Wellenlänge und der Oberflächenrauigkeit (in Anlehnung an HERWIG & MOSCHALLSKI (2006, S. 162)).....	29
Abbildung 13:	Darstellung verschiedener Beleuchtungsanordnungen (in Anlehnung an HERMES (2007, S. 35)).....	30
Abbildung 14:	Konstruktion des Bildes einer dünnen Linse (in Anlehnung an DEMANT et al. (2011, S. 267)).....	31
Abbildung 15:	Elementare geometrische Transformationen (in Anlehnung an JÄHNE (2012, S. 247)) .....	37
Abbildung 16:	Darstellung kissen- und tonnenförmiger Verzeichnung .....	38
Abbildung 17:	Beispiel eines bimodalen Grauwerthistogramms.....	40
Abbildung 18:	Vorgehensweise zur Klassifikation nach DEMANT et al. (2011, S. 142).....	48
Abbildung 19:	Blockschaltbild eines Neurons (in Anlehnung an DEMANT et al. (2011, S. 187)) .....	53

## Abbildungsverzeichnis

---

Abbildung 20:	Aufbau eines Multilayer-Perzeptrons (in Anlehnung an MORK (2011, S. 27)) .....	53
Abbildung 21:	Klassifikation mittels einer Support Vector Machine (in Anlehnung an SÜBE & RODNER (2014, S. 18)).....	56
Abbildung 22:	Beispiel eines Entscheidungsbaumes für einen zugehörigen Datensatz (in Anlehnung an ALPAYDIN (2010, S. 186)) .....	58
Abbildung 23:	Schrittweiser Verfahrensentwurf unter Einbezug technischer und prozessualer Anforderungen (HUBER et al. 2016b) .....	70
Abbildung 24:	Korrektur von Beleuchtungsinhomogenitäten (HUBER et al. 2015) .....	82
Abbildung 25:	Post-Segmentierung zur Behebung von Randeffekten (HUBER et al. 2015).....	83
Abbildung 26:	Segmentierung einer Ungänze mittels statistischer Verfahren .....	84
Abbildung 27:	Übersicht der Bildverarbeitungskette des zerstörungsfreien Prüfverfahrens.....	90
Abbildung 28:	Übersicht der Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren (in Anlehnung an HUBER et al. (2016a)).....	93
Abbildung 29:	Ablauf der Selektierung.....	97
Abbildung 30:	Ablauf der Modellierung.....	103
Abbildung 31:	Zusammenfassung der Methode zur Klassifikation von Ungängen bei der optischen Prüfung von Batterieseparatoren .....	108
Abbildung 32:	Anordnung der Beleuchtungseinheiten relativ zur Kamera und der Materialbahn .....	110
Abbildung 33:	Simultane Bildaufnahme in drei Beleuchtungskanälen mittels eines Zeilensensors mit drei Zeilen.....	112
Abbildung 34:	Optischer Prüfstand für Batterieseparatoren.....	115
Abbildung 35:	Kommunikationsstruktur der Bildaufnahme .....	116
Abbildung 36:	Beispielhafte Darstellung der Visualisierung des Verfahrens.....	117
Abbildung 37:	Softwarestruktur des Verfahrens zur Klassifikation von Ungängen .....	118
Abbildung 38:	Justierungswerkzeug.....	119
Abbildung 39:	Justierungsrahmen.....	119

Abbildung 40:	Beispielhafte vorverarbeitete Grauwertbilder .....	127
Abbildung 41:	Grauwertverlauf in Kanal T .....	127
Abbildung 42:	Grauwertverlauf in Kanal RH .....	128
Abbildung 43:	Grauwertverlauf in Kanal RD .....	128
Abbildung 44:	Modellbaum mit optimierten Parametern (HUBER et al. 2016a).....	135



## 12 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1:	Binäre Konfusionsmatrix .....	25
Tabelle 2:	Konfusionsmatrix bei einer Mehrklassen- Klassifikation .....	26
Tabelle 3:	Statistische Methoden zur Schwellwertbestimmung (LANDINI 2015) .....	42
Tabelle 4:	Vergleich der Prozesse KDD, SEMMA und CRISP- DM .....	50
Tabelle 5:	Fehlerarten in extrudierten Folien nach SMITH (2007, S. 316-347) .....	67
Tabelle 6:	Auswahl des zerstörungsfreien Prüfverfahrens (HUBER et al. 2016b) .....	74
Tabelle 7:	Einflussfaktoren in Bezug auf die optischen Eigenschaften .....	76
Tabelle 8:	Sammlung von Muster-Ungängen für die vorliegende Arbeit .....	78
Tabelle 9:	Informationsgehalt der Beleuchtungskanäle nach den Klasse der Ungängen (Huber et al. 2016b) .....	81
Tabelle 10:	Prozentualer Vergleich der Abweichung der Fehlerfläche statistischer Verfahren zur optimalen Segmentierung (HUBER et al. 2016b) .....	85
Tabelle 11:	Priorisierung und Gewichtung der prozessualen Anforderungen nach dem AHP (HUBER et al. 2016b) .....	87
Tabelle 12:	Nutzwertanalyse zur Auswahl der Klassifikationsmethode (HUBER et al. 2016b) .....	88
Tabelle 13:	Liste an translationsinvarianten Objektmerkmalen .....	100
Tabelle 14:	Gewichtungsskala nach SAATY (2001) .....	104
Tabelle 15:	Werte des Random Index (PETERS & ZELEWSKI 2002, S. 15) .....	106
Tabelle 16:	Beleuchtungseinheit zur Prüfung von Batterieseparatoren .....	110
Tabelle 17:	Kamera zur Prüfung von Batterieseparatoren .....	112
Tabelle 18:	Objektiv zur Prüfung von Batterieseparatoren .....	113
Tabelle 19:	Eigenschaften des ausgewählten Batterieseparators .....	126
Tabelle 20:	Klassenschema für den Anwendungsfall .....	129
Tabelle 21:	Berechnete Schwellwerte nach Otsu .....	130

## Tabellenverzeichnis

---

Tabelle 22:	Beispielhaft segmentierte Ungängen .....	131
Tabelle 23:	Versuchsplan zur Parametrierung des Lernalgorithmus (HUBER et al. 2016a) .....	132
Tabelle 24:	Gewichtungsmatrix im vorliegenden Anwendungsfall nach dem AHP .....	133
Tabelle 25:	Parameter des optimierten Modells .....	134
Tabelle 26:	Erläuterung der genutzten Trennmerkmale im Modellbaum .....	134
Tabelle 27:	Konfusionsmatrix des optimierten Modells (in Anlehnung an HUBER et al. (2016a)) .....	136
Tabelle 28:	Evaluation der Klassifikationsgenauigkeit im Anwendungsfall .....	137
Tabelle 29:	Erfüllungsgrad der technischen und prozessualen Anforderungen .....	140
Tabelle 30:	Exemplarische Kostenkalkulation für das Verfahren .....	146
Tabelle 31:	Exemplarische Nutzenkalkulation des Verfahrens .....	147

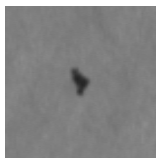

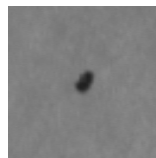

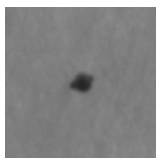

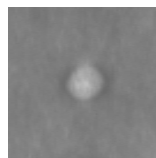
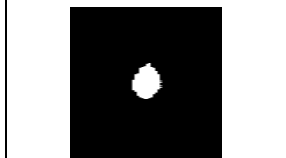
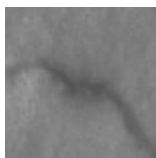

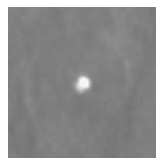
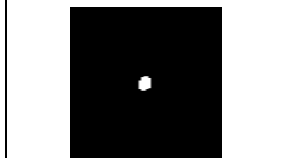


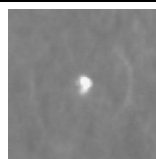
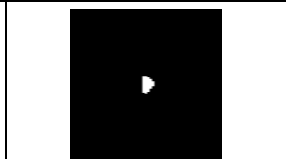
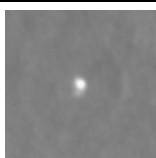
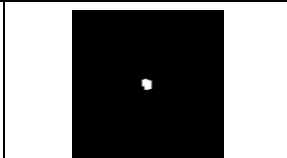
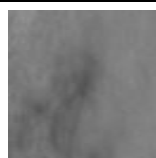


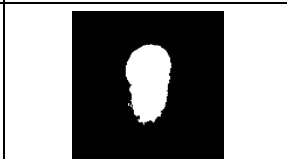
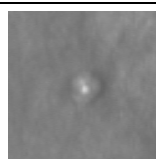
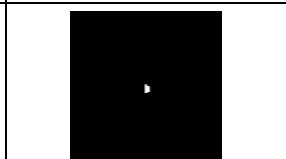
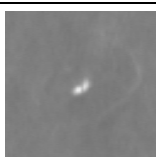

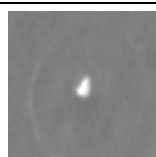



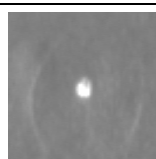
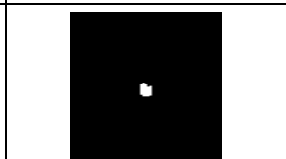
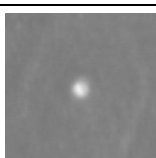
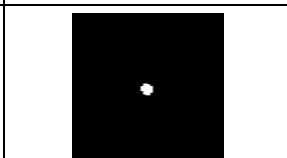
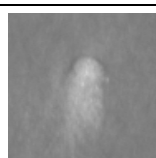
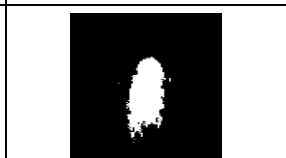
## 13 Anhang

### 13.1 Studienarbeiten



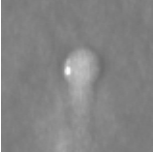

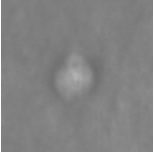
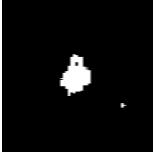
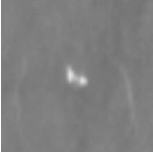
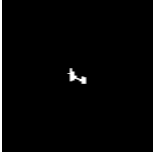
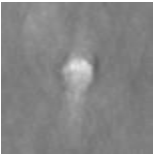
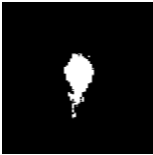
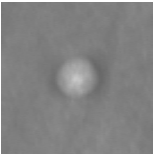
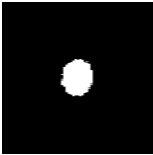
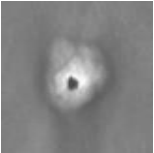

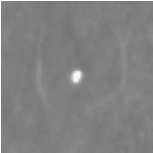
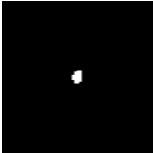
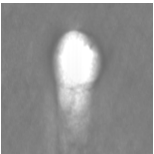

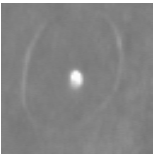
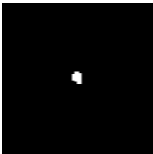


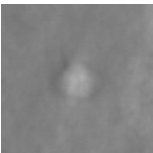
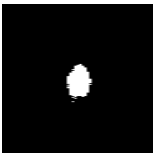
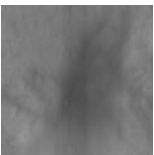




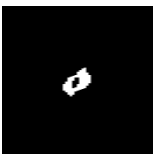
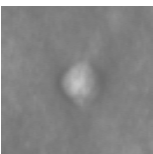
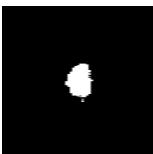
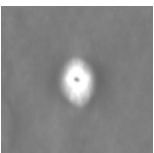
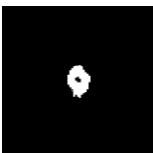
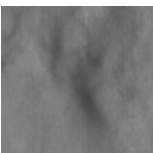

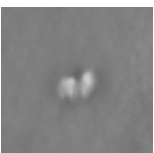
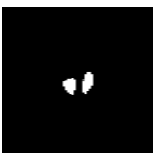
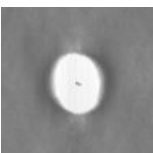
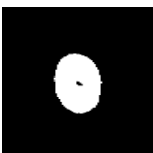
Im Rahmen der Entstehung der vorliegenden Dissertationsschrift wurden unter wissenschaftlicher, fachlicher und inhaltlicher Anleitung des Autors an der Fraunhofer-Einrichtung für Gießerei-, Composite- und Verarbeitungstechnik (IGCV) Studienarbeiten betreut. Diese haben sich mit Fragestellungen der Bildverarbeitung und des maschinellen Lernens im Allgemeinen und der zerstörungsfreien Prüfung von Batterieseparatoren im Speziellen befasst. Inhalte und Erkenntnisse aus diesen Arbeiten sind teilweise in die vorliegende Dissertation eingegangen. Der Autor dankt den Studierenden für ihr Engagement bei der Unterstützung dieser wissenschaftlichen Arbeit. Im Folgenden sind die Studienarbeiten in alphabetischer Reihenfolge des Nachnamens der Autoren aufgeführt.

Studierender	Studienarbeit
Hao, X.	Parametrierung eines Bildverarbeitungssystems für Batterieseparatoren (Masterarbeit: Technische Universität München), abgegeben im Mai 2015, eingeflossen in die Abschnitte 4.3, 4.4.2, 5.4, 7.3.3, 7.3.4 sowie 7.4
Kemptoner, A.	Beitrag zur Entwicklung eines Qualitätsbewertungsverfahrens für Batterieseparatoren (Bachelorarbeit: Hochschule Augsburg), abgegeben im September 2014, eingeflossen in die Abschnitte 4.4.1, 4.4.2, 4.4.3, 6.2, 6.3.1 sowie 8.4
Schneider, D.	Methodische Bewertung und Auswahl eines zerstörungsfreien Prüfverfahrens für Batterieseparatoren (Bachelorarbeit: Hochschule Kempten) abgegeben im März 2016, eingeflossen in die Abschnitte 4.2.1, 4.3, 4.4.3, 5.5, 7.3.1 sowie 8.4

13.2 Datensatz zur Ermittlung des Schwellwertverfahrens

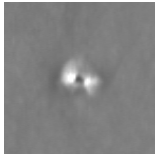
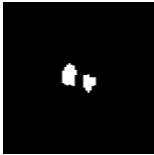
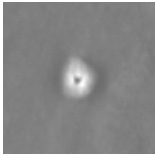
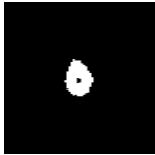


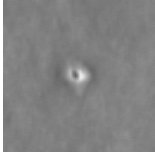
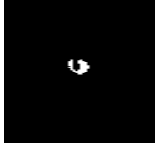
Rohbild	segmentiert	Rohbild	segmentiert
			
			
			
			
			
			
			
			
			



Rohbild	segmentiert	Rohbild	segmentiert
			
			
			
			
			
			
			
			
			
			

**Anhang**

---

Rohbild	segmentiert	Rohbild	segmentiert
			
			

### 13.3 AHP zur Gewichtung der Anforderungen

C. R.-Wert = 0,043 OK

Evaluationsmatrix		1	2	3	4	5	6	7	8	
2: wichtiger 1: gleich wichtig 0: weniger wichtig	Trainingsgeschwindigkeit	1,0	0,5	0,5	0,5	0,5	2,0	0,5	2,0	9,1%
	Klassifikationsgeschw.	2,0	1,0	2,0	2,0	0,5	2,0	2,0	2,0	17,6%
	Genauigkeit	2,0	0,5	1,0	2,0	0,5	2,0	2,0	2,0	14,9%
	Mehrklassenfähigkeit	2,0	0,5	0,5	1,0	0,5	2,0	0,5	2,0	10,8%
	Regelinduktion	2,0	2,0	2,0	2,0	1,0	2,0	2,0	2,0	21,0%
	Menschenlesbarkeit	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	1,0	0,5	0,5	6,4%
	Robustheit	2,0	0,5	0,5	2,0	0,5	2,0	1,0	2,0	12,6%
	Aufwand	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	2,0	0,5	1,0	7,7%
	Summe	12,0	6,0	7,5	10,5	4,5	15,0	9,0	13,5	

5% 10% 15% 20% 25%

Normierte Evaluationsmatrix									
	Trainig	Klassif	Genau	Mehrkl	Regelir	Mensc	Robus	Aufwa	Weight
1 Trainingsgeschwindigkeit	0,08	0,08	0,07	0,05	0,11	0,13	0,06	0,15	9,1%
2 Klassifikationsgeschw.	0,17	0,17	0,27	0,19	0,11	0,13	0,22	0,15	17,6%
3 Genauigkeit	0,17	0,08	0,13	0,19	0,11	0,13	0,22	0,15	14,9%
4 Mehrklassenfähigkeit	0,17	0,08	0,07	0,10	0,11	0,13	0,06	0,15	10,8%
5 Regelinduktion	0,17	0,33	0,27	0,19	0,22	0,13	0,22	0,15	21,0%
6 Menschenlesbarkeit	0,04	0,08	0,07	0,05	0,11	0,07	0,06	0,04	6,4%
7 Robustheit	0,17	0,08	0,07	0,19	0,11	0,13	0,11	0,15	12,6%
8 Aufwand	0,04	0,08	0,07	0,05	0,11	0,13	0,06	0,07	7,7%

C. I.- und C. R.-Berechnung										
	Trainig	Klassif	Genau	Mehrkl	Regelir	Mensc	Robus	Aufwa	SUM	SUM/Weight
1 Trainingsgeschwindigkeit	0,09	0,09	0,07	0,05	0,11	0,13	0,06	0,15	0,76	8,30
2 Klassifikationsgeschw.	0,18	0,18	0,30	0,22	0,11	0,13	0,25	0,15	1,51	8,59
3 Genauigkeit	0,18	0,09	0,15	0,22	0,11	0,13	0,25	0,15	1,27	8,56
4 Mehrklassenfähigkeit	0,18	0,09	0,07	0,11	0,11	0,13	0,06	0,15	0,90	8,38
5 Regelinduktion	0,18	0,35	0,30	0,22	0,21	0,13	0,25	0,15	1,79	8,51
6 Menschenlesbarkeit	0,05	0,09	0,07	0,05	0,11	0,06	0,06	0,04	0,53	8,35
7 Robustheit	0,18	0,09	0,07	0,22	0,11	0,13	0,13	0,15	1,07	8,48
8 Aufwand	0,05	0,09	0,07	0,05	0,11	0,13	0,06	0,08	0,63	8,27

Dimension	8,00
max. Eigenwert	8,429
C. I.	0,061
C. R.	0,04
R. I.	1,41

Saaty's C. I.-Werte	
Dimension der Evaluationsmatrix	R. I.
1	0
2	0
3	0,58
4	0,90
5	1,12
6	1,24
7	1,32
8	1,41
9	1,45
10	1,49

### 13.4 Liste translationsinvarianter Objektmerkmale

Bezeichnung	Beschreibung	Merkmalsname
Fläche	Fläche der detektierten Pixel	area
–	Abstand zwischen Schwerpunkt des Objekts und der Bounding Box	BoxOffset
Zentrales Moment	–	cm
–	Verhältnis des maximalen und minimalen zentralen Moments	cmMaxMinRatio
–	Verhältnis des zentralen Momentes und der Fläche	cmNorm
Kompaktheit	Verhältnis von Umfang und Fläche	compactness
Umfang	Länge der äußeren Kontur	contourLength
Kontrast	Verhältnis der durchschnittlichen Helligkeit der Hellanteile und der Dunkelanteile	contrast
Konvexe Hülle	Fläche der konvexen Hülle	convexHullArea
Konvexität	Verhältnis der Länge der konvexen Hülle und der Länge der Bounding Box	convexity
	Fläche des Fragmentes	fragmentArea
Dichte	Quotient aus der Fläche der Bounding Box und der Fläche der konvexen Hülle	fillGrade
Anzahl der Fragmente	Fläche vollständig von Pixeln des durchschnittlichen Grauwertes oder des gegenteiligen Grauwertes umgeben	fragmentCount
–	Höchster durchschnittlicher Grauwert der Pixelzeilen im Objekt	grayMaxAvg
–	Höchster Grauwert des Objekts	grayMax
–	Durchschnittlicher Grauwert der Objektpixel	grayMeanAvg
–	Niedrigster durchschnittlicher Grauwert der Pixelzeilen im Objekt	grayMinAvg
–	Niedrigster Grauwert des Objekts	grayMin
Masse	Summierte Intensität	graySum
Anzahl Löcher	Fläche vollständig von Pixeln des gegenteiligen Grauwertes umgeben	holeCount
Fläche des Loches	–	holearea
Orientierung	Winkel zwischen der x-Achse und der Achse, um die das Objekt mit minimaler Trägheit gedreht werden kann	Orientation
–	Verhältnis heller und dunkler Flächen	ratioAreaBrightDark
–	Verhältnis des zentralen Momentes in x- und y-Richtung	ratioCm
Ratio	Verhältnis von Länge und Breite der Bounding Box	ratio- LengthWidth
–	Verhältnis von Dichte und Ratio	Scratchness
size	Diagonale der Bounding Box	size
Exzentrizität	–	slimnessCm

### 13.5 Messwerte der durchgeführten Messsystemanalyse

Ø	Nr.	Messung 1		Messung 2		Messung 3		Messung 4		Messung 5		Mittelwert	Spannweite	
		Breite	Höhe	Breite	Höhe	Breite	Höhe	Breite	Höhe	Breite	Höhe			
1,5 mm	1	1,530		1,530		1,530		1,530		1,530		1,530	0,000	
			1,494		1,494		1,494		1,512		1,494		1,498	0,018
	2	1,530		1,530		1,530		1,530		1,530		1,530	0,000	
			1,512		1,512		1,512		1,512		1,494		1,508	0,018
	3	1,530		1,530		1,530		1,530		1,530		1,530	0,000	
			1,512		1,512		1,512		1,494		1,476		1,501	0,036
1,0 mm	1	1,026		1,026		1,026		1,026		1,008		1,022	0,018	
			1,008		1,008		1,008		1,008		1,008		1,008	0,000
	2	1,026		1,026		1,026		1,026		1,026		1,026	0,000	
			1,008		1,008		1,026		1,026		1,026		1,019	0,018
	3	1,026		1,026		1,044		1,044		1,026		1,026	1,033	0,018
			0,990		0,990		1,008		1,008		1,026		1,004	0,036
0,75 mm	1	0,756		0,756		0,774		0,756		0,756		0,760	0,018	
			0,792		0,792		0,792		0,774		0,774		0,785	0,018
	2	0,774		0,774		0,774		0,774		0,774		0,774	0,000	
			0,756		0,756		0,774		0,756		0,774		0,763	0,018
	3	0,774		0,774		0,774		0,756		0,774		0,774	0,770	0,018
			0,774		0,774		0,774		0,738		0,774		0,767	0,036
0,5 mm	1	0,504		0,504		0,504		0,504		0,504		0,504	0,000	
			0,504		0,504		0,522		0,522		0,522		0,515	0,018
	2	0,504		0,504		0,504		0,504		0,504		0,504	0,000	
			0,522		0,522		0,522		0,522		0,522		0,522	0,000
	3	0,522		0,522		0,522		0,522		0,522		0,522	0,000	
			0,504		0,504		0,504		0,522		0,522		0,511	0,018
0,4 mm	1	0,414		0,414		0,414		0,414		0,414		0,414	0,000	
			0,414		0,414		0,414		0,432		0,432		0,421	0,018
	2	0,414		0,414		0,414		0,414		0,414		0,414	0,000	
			0,414		0,414		0,432		0,432		0,432		0,425	0,018
	3	0,414		0,414		0,414		0,396		0,396		0,407	0,018	
			0,414		0,414		0,432		0,396		0,432		0,418	0,036
0,3 mm	1	0,306		0,306		0,306		0,306		0,306		0,306	0,000	
			0,324		0,306		0,306		0,324		0,306		0,313	0,018
	2	0,306		0,306		0,306		0,306		0,306		0,306	0,000	
			0,324		0,324		0,324		0,342		0,324		0,328	0,018
	3	0,306		0,306		0,306		0,306		0,306		0,306	0,000	
			0,342		0,342		0,342		0,324		0,342		0,338	0,018
0,2 mm	1	0,216		0,216		0,198		0,216		0,216		0,212	0,018	
			0,216		0,216		0,234		0,216		0,216		0,220	0,018
	2	0,216		0,216		0,216		0,216		0,216		0,216	0,000	
			0,216		0,216		0,216		0,198		0,234		0,216	0,036
	3	0,216		0,198		0,216		0,198		0,198		0,205	0,018	
			0,234		0,216		0,234		0,216		0,216		0,223	0,018
0,1 mm	1	0,108		0,126		0,108		0,108		0,108		0,112	0,018	
			0,090		0,126		0,108		0,108		0,126		0,112	0,036
	2	0,126		0,126		0,108		0,108		0,108		0,115	0,018	
			0,126		0,126		0,108		0,126		0,144		0,126	0,036
	3	0,108		0,108		0,108		0,108		0,108		0,108	0,000	
			0,144		0,126		0,126		0,126		0,144		0,133	0,018
mittlere Spannweite:												0,014		