



Fakultät für Maschinenwesen

Lehrstuhl für Werkzeugmaschinen und Fertigungstechnik am
Institut für Werkzeugmaschinen und Betriebswissenschaften (*iwb*)

**Automatische Qualitätssicherung hinsichtlich der Spritzerbildung beim
Remote-Laserstrahlschweißen**

Martin W. Haubold

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. Veit Senner

Prüfer der Dissertation: 1. Prof. Dr.-Ing. Michael F. Zäh
2. Prof. Dr. Daniel Cremers

Die Dissertation wurde am 17.09.202 bei der Technischen Universität München eingereicht und
durch die Fakultät für Maschinenwesen am 15.02.2021 angenommen.

Inhalt

Abkürzungsverzeichnis	V
Verzeichnis der Formelzeichen	VII
1 Einleitung	1
1.1 Schweißspritzer-Problematik in der Industrie	1
1.2 Allgemeine Zielsetzung	1
2 Grundlagen	5
2.1 Allgemeines	5
2.2 Lasertechnik	5
2.2.1 Physikalische Beschreibung des Lichtes	6
2.2.2 Erzeugung von Laserstrahlung	8
2.2.3 Charakterisierung von Laserstrahlung	11
2.2.4 Lasertechnik in der Fertigungstechnik	12
2.3 Optische Abbildungsfehler	14
2.3.1 Monochromatische Aberrationen	14
2.3.2 Chromatische Aberration	15
2.4 Ausgewählte Methoden der Bildverarbeitung	16
2.4.1 Bildvorverarbeitung	16
2.4.2 Bildanalyse	21
2.5 Statistische und numerische Methoden der Datenanalyse	24
2.5.1 Statistische Versuchsplanung und Regression	24
2.5.2 Künstliche neuronale Netze	26
2.6 Zusammenfassung	30
3 Stand der Wissenschaft und Technik	31
3.1 Allgemeines	31

3.2	Remote-Laserstrahlschweißen mit Scanneroptiken	31
3.2.1	Aufbau und Funktionsweise	32
3.2.2	Schweißtechnische Anwendungen	33
3.3	Spritzerbildung beim Remote-Laserstrahlschweißen	34
3.3.1	Integrale Betrachtung der Spritzerbildung	35
3.3.2	Modellbasierte Ansätze zur Beurteilung der Spritzerbildung	35
3.3.3	Kamerabasierte Ansätze zur Spritzererkennung	37
3.3.4	Qualitätssicherung hinsichtlich Spritzerbildung	39
3.4	Bildverarbeitung in der Forschung	42
3.5	Zusammenfassung und Handlungsbedarf	46
4	Aufbau der Arbeit und Konzept zur Inline-Qualitätskontrolle	49
4.1	Allgemeines	49
4.2	Vorgehensweise der Arbeit	49
4.3	Auslegung der Systemkomponenten	50
4.3.1	Prozesskamera	52
4.3.2	Auswerteeinheit	54
4.4	Verwendete Versuchsvorrichtung	54
4.5	Koordinatensysteme	55
4.6	Zusammenfassung	56
5	Inline-fähige Prozessüberwachung für die Spritzerbildung	57
5.1	Allgemeines	57
5.2	Auswertung von Prozessaufnahmen zur inline-fähigen Bewertung der Spritzerbildung	57
5.2.1	Datenverarbeitungsalgorithmus	58
5.2.2	Bildverarbeitungsalgorithmus	59
5.3	Zusammenfassung	64
6	Methode zur Validierung der Spritzerdetektion	65
6.1	Allgemeines	65
6.2	Charakterisierung von Schweißspritzern	65
6.2.1	Experimentelle Untersuchungen	66
6.2.2	Analyse der Spritzereigenschaften	66

6.3	Erzeugung synthetischer Spritzerbilder	70
6.3.1	Erzeugung des Startbildes	71
6.3.2	Erzeugung der Folgebilder	75
6.4	Abgleich mit Hochgeschwindigkeitsaufnahmen	78
6.5	Validierung der Spritzerdetektion	79
6.5.1	Sensitivitätsanalyse der Spritzerhäufigkeit	79
6.5.2	Einfluss der kumulativen Spritzerzählung	84
6.6	Experimentelle Untersuchungen zur Spritzerentstehung	87
6.7	Zusammenfassung	92
7	Reduzierung des Spritzeraufkommens	93
7.1	Allgemeines	93
7.2	Methode zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter	93
7.2.1	Automatisiertes Erstellen eines Versuchsplanes	96
7.2.2	Automatisiertes Clustern von Parameterfenstern	96
7.2.3	Iterativer Ablauf	97
7.2.4	Definition der Abbruchbedingungen	99
7.3	Automatische Anbindungserkennung	100
7.4	Experimentelle Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter	103
7.5	Zusammenfassung	112
8	Wirtschaftlichkeitsbetrachtung	113
9	Zusammenfassung und Ausblick	119
	Literatur	123
	Verzeichnis betreuter Studienarbeiten	141
	Anhang	143

Abkürzungsverzeichnis

ABT	Abtrag
B-Feld	Feld der magnetischen Flussdichte
CCD	Central-Composite-Design
CLAHE	Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (dt: Kontrastbegrenzter adaptiver Histogrammausgleich)
CPU	Central Processing Unit
E-Feld	elektrisches Feld
FIFO	First-in-first-out
GPU	Graphics Processing Unit
KNN	künstliches neuronales Netz
PCIe	Peripheral-Component-Interconnect-Express (dt: Peripherie-Komponenten-Verbindungs-Express)
RLS	Remote-Laserstrahlschweißen
ROI	Region of Interest
SBD	Schmelzbaddynamik
SSIM	Structural Similarity (dt: Strukturelle Ähnlichkeit)
STD	Standardabweichung (STD von engl. standard deviation)
SVP	statistische Versuchsplanung
WES	Wiedereintritt ins Schmelzbad

Verzeichnis der Formelzeichen

Größe	Einheit	Erläuterung
a	variiert	Ausgangsgröße von künstlichen neuronalen Netzen
A_o	mm	Amplitude der Strahloszillation
a_s	Pixel	große Halbachse eines synthetischen Schweißspritzers
a_w	Pixel s ⁻²	Quereschleunigung eines synthetischen Schweißspritzers
A_x	mm	Amplitude der Strahloszillation in x-Richtung
A_y	mm	Amplitude der Strahloszillation in y-Richtung
\vec{B}	A m ⁻¹	magnetische Feldstärke
\vec{b}	–	Biasvektor eines künstlichen neuronalen Netzes
b_s	Pixel	Kleine Halbachse eines synthetischen Schweißspritzers
b_u	mm	Sichtfeldbreite des Beobachtungsmoduls
C	Pixel	Breite einer Filtermaske in der Bildverarbeitung
c	m s ⁻¹	Lichtgeschwindigkeit in einem Medium
$c_{g1,2}$	–	Koeffizienten für Grauwerttransformationen
c_L	–	Grenzwert des adaptiven Histogrammausgleichs
D	m	Rohstrahldurchmesser
D_e	m	Durchmesser der Strahltaile
d_m	m	Materialdicke des aktiven Mediums
d_i	Pixel	Abstand in x-Richtung im Bildkoordinatensystem von der linken oberen Ecke des Nachbarschaftsgebietes zum betrachteten Bildpunkt

Verzeichnis der Formelzeichen

d_j	Pixel	Abstand in y-Richtung im Bildkoordinatensystem von der linken oberen Ecke des Nachbarschaftsgebietes zum betrachteten Bildpunkt
\vec{E}	V m^{-1}	elektrische Feldstärke
E_n	eV	Energiezustand der n-ten Schale
E_p	eV	Photonenenergie
E_x	–	Erwartungswert einer Zufallsvariablen
$f()$	–	funktionaler Zusammenhang
f_o	Hz	Frequenz der Strahloszillation
f_p	Hz	Frequenz der Laserstrahlung
f_R	m	Brennweite eines realen Lichtstrahls
$f_t()$	–	Übertragungsfunktion in künstlichen neuronalen Netzen
f_x	Hz	Frequenz der Strahloszillation in x-Richtung
f_y	Hz	Frequenz der Strahloszillation in y-Richtung
f_z	m	Brennweite
$f_{i_{cr}}$	–	Filterkoeffizient
$f_{p_{min}}$	s^{-1}	minimal notwendige Bildrate für die Spritzerdetektion
$F_{q_{sp}}$	–	auf einen synthetischen Spritzer wirkende Querkraft
G	–	Verstärkungsfaktor einer Laserstrahlquelle
G_{sp}	Pixel	Spritzergröße
$G_{sp,min}$	μm	minimale Spritzerbreite
g_c	–	spezifischer Grauwert
$g_{c_{sp}}$	–	Grauwert im Zentrum eines synthetischen Spritzers
$g_{e_{sp}}$	–	Grauwert am Rand eines synthetischen Spritzers
$g_{i,j}$	–	Grauwert im Ausgangsbild an den Bildkoordinaten i,j
g_{max}	–	maximaler Grauwert im Ausgangsbild
g_{min}	–	minimaler Grauwert im Ausgangsbild
h_p	Js	Plancksches Wirkungsquantum

i	Pixel	Abszisse im Bildkoordinatensystem
I_0	W m^{-2}	einfallende Intensität
I_s	W m^{-2}	austretende Intensität
i_s	–	Schicht eines künstlichen neuronalen Netzes
j	Pixel	Ordinate im Bildkoordinatensystem
k	–	Anzahl der Faktoren in der statistischen Versuchsplanung
k_B	JK^{-1}	Boltzmann-Konstante
L_R	m^2	Länge des Resonators
M^2	–	Beugungsmaßzahl
\mathbb{N}	–	Menge der natürlichen Zahlen
N	–	Anzahl
N_0	m^{-3}	Besetzungsdichte des Grundniveaus
N_c	–	aktuelle Anzahl der durchgeführten Versuche
N_g	–	Anzahl der Pixel mit einem Grauwert unterhalb eines festgelegten Schwellwertes
n_{ges}	–	Gesamtanzahl an Versuchen
n_{kn}	variiert	Eingangsgröße der Übertragungsfunktion eines künstlichen neuronalen Netzes
N_{max}	–	maximale Anzahl an Versuchen zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter
N_n	m^{-3}	Besetzungsdichte der n-ten Schale
N_s	–	Anzahl an Neuronen in einem künstlichen neuronalen Netz
n_s	–	Substanzspezifischer Brechungsindex
N_{sf}	–	Anzahl der Kategorien in einem Suchfenster
n_{spD}	–	Anzahl der durch einen Detektionsalgorithmus erkannten Spritzer
n_{sps}	–	Anzahl der synthetischen Spritzer

Verzeichnis der Formelzeichen

n_{spT}	–	Anzahl der durch einen Nachverfolgungsalgorithmus erkannten Spritzer
N_{sub}	–	Anzahl der Versuche pro untersuchtem Cluster
N_{wh}	–	Anzahl der Versuchswiederholungen zur statistischen Absicherung
p	Pixel	Pixelposition im Bildkoordinatensystem
p_i	variiert	Eingangsgröße für künstliche neuronale Netze
P_l	W	Laserleistung
P_n	variiert	n-te Dimension des Parameterraums
p_o	%	prozentualer Anteil an Grauwerten über dem Schwellwert
p_u	%	prozentualer Anteil an Grauwerten unter dem Schwellwert
q	–	Iterationszahl während des Trainierens eines künstlichen neuronalen Netzes
R	Pixel	Länge einer Filtermaske in der Bildverarbeitung
r_1	m	Krümmungsradius der Eintrittsfläche einer optischen Linse
r_2	m	Krümmungsradius der Austrittsfläche einer optischen Linse
R_B	–	Menge aller Bildkoordinaten
R_f	–	Menge der Bildpunkten nach einer Transpositionsoperation
r_{img}	1/s	Bildrate für synthetische Spritzeraufnahmen
R_n	–	Anzahl an Eingangsgrößen eines künstlichen neuronalen Netzes
R_t	–	Menge der Bildpunkten nach einer Translationsoperation
S	–	Segment in einem Bild
$S_{sp,n}$	–	Schwellwert für die Anzahl an entstehenden Spritzern
s	–	Skalierungsfaktor einer Filtermaske in der Bildverarbeitung

SPP	mrad	Strahlparameterprodukt
SPP_0	mrad	Strahlparameterprodukt eines Gaußstrahls
T	K	Temperatur
t	s	Zeit
t_{ij}	–	Grauwert im transformierten Bild an den Bildkoordinaten i,j
t_{sz}	–	Größe des Teilgebietes der Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)
u_P	–	Koordinate der Prozesszone entlang der u -Achse im Bildkoordinatensystem
u_{res}	Pixel	Auflösung entlang der u -Achse im Bildkoordinatensystem
u_{sp}	–	Spritzerposition entlang der u -Achse im Bildkoordinatensystem
v_P	–	Koordinate der Prozesszone entlang der v -Achse im Bildkoordinatensystem
v_{sp}	–	Spritzerposition entlang der v -Achse im Bildkoordinatensystem
v_w	ms^{-1}	Schweißgeschwindigkeit
$v_{sp,q}$	Pixel s^{-1}	Fluggeschwindigkeit eines synthetischen Spritzers in Querrichtung
$v_{sp,r}$	Pixel s^{-1}	Fluggeschwindigkeit eines synthetischen Spritzers in radialer Richtung
$v_{sp,max}$	ms^{-1}	maximale Spritzergeschwindigkeit
w	–	Gewichte in künstlichen neuronalen Netzen
X	variiert	Zufallsvariable
x_{csp}	–	Koordinate entlang der Flugrichtung eines synthetischen Spritzers im Spritzerkoordinatensystem
x_i	variiert	i -ter Faktor in einem Versuchsplan

Verzeichnis der Formelzeichen

x_{ik}	variiert	i-ter Faktor im k-ten Versuch eines Versuchsplans
x_p	–	x-Achse des Prozesskoordinatensystems mit Ursprung im Zentrum der Prozesszone
$x_w(t)$	m	Position entlang der x-Achse in Abhängigkeit der Zeit
y	variiert	Zielgröße
y_{csp}	–	Koordinate senkrecht zur Flugrichtung eines synthetischen Spritzers im Spritzerkoordinatensystem
y_i	variiert	i-te Zielgröße einer Regressionsanalyse
y_p	–	x-Achse des Prozesskoordinatensystems mit Ursprung im Zentrum der Prozesszone
$y_w(t)$	m	Position entlang der y-Achse in Abhängigkeit der Zeit
\hat{y}	variiert	Mittelwert der Zielgröße
z_R	m	RAYLEIGH-Länge

Griechische Formelzeichen

Größe	Einheit	Erläuterung
α	–	Zentralpunktfaktor des Central-Composite-Design
α_l	–	Lerngeschwindigkeit beim Backpropagation-Algorithmus
β_k	–	Koeffizienten in einem linearen Regressionsmodell
ε	–	additiver Fehler in der Regression
ε_0	$\text{As V}^{-1} \text{m}^{-1}$	elektrische Feldkonstante
ε_r	$\text{As V}^{-1} \text{m}^{-1}$	relative Permittivität (auch Dielektrizität)
ε_{sp}	–	Exzentrizität von Schweißspritzern
Θ_0	°	Fernfeld-Divergenzwinkel
λ	nm	Wellenlänge von Laserstrahlung

$\mu()$	variiert	Mittelwertsfunktion
μ_0	N A^{-2}	magnetische Feldkonstante
μ_r	N A^{-2}	relative Permeabilität
$\sigma()$	–	Standardabweichung als funktionaler Zusammenhang
σ_{21}	–	Wirkungsquerschnitt der induzierten Emission zwischen Energieniveau 1 und 2
Σ	variiert	Summe
σ^2	–	Varianz
σ_g	–	Varianz eines Gauß-Filters
σ_s	b	Wirkungsquerschnitt
τ	–	dimensionsloser Zeitschritt ($\tau \in \mathbb{N}$)
φ_{sp}	°	Winkel zwischen der langen Halbachse eines synthetischen Spritzers und der Bildhorizontalen
φ_x	–	Phasenverschiebung der Strahloszillation in x-Richtung
φ_y	–	Phasenverschiebung der Strahloszillation in y-Richtung
ω_0	m	Strahltaillenradius

1 Einleitung

„The most exciting phrase to hear in science, the one that heralds new discoveries, is not 'Eureka!' but 'That's funny ...'“

Isaac Asimov

1.1 Schweißspritzer-Problematik in der Industrie

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit der Schweißspritzer-Problematik in der Industrie, insbesondere beim Remote-Laserstrahlschweißen (RLS). Darunter wird der Sachverhalt verstanden, dass bei Fügeverfahren, welche den Grundwerkstoff in die flüssige Phase überführen, unter bestimmten Bedingungen Schmelze unkontrolliert die Fügestelle verlässt. Auf diese Weise entstehen sogenannte Schweißspritzer. Deren Auftreten führt zu zahlreichen Problemen während und nach dem Fügeprozess. Da ein Teil des Werkstoffes die Fügezone verlässt, steht dieser nicht mehr für die Verbindung der Bauteile zur Verfügung und schwächt somit die physikalischen Eigenschaften wie zum Beispiel die Leitfähigkeit und die Festigkeit der Schweißnaht. Zudem verunreinigen die entweichenden Schweißspritzer das Bauteil, die Spannvorrichtung und die Schweißtechnik. Die negativen Folgen umfassen die Beschädigung oder Zerstörung des Bauteiles, einen erhöhten Wartungsaufwand der Spannvorrichtung sowie steigende Reparaturkosten für die Schweißtechnik. Deshalb ist es wirtschaftlich sinnvoll, die Entstehung von Schweißspritzern mit technischen Hilfsmitteln zu reduzieren.

1.2 Allgemeine Zielsetzung

Das RLS wird häufig für sensible Bauteile eingesetzt, bei denen in der Regel ein auftretender Schweißspritzer nicht nur zu einer Beschädigung, sondern direkt zum Funktionsverlust führt.

1 Einleitung

Beispiele hierfür finden sich in der Fertigung von Steuergeräten oder Elektromotoren. Darüber hinaus ist die eingesetzte Schweißtechnik, z. B. in Form von komplexen Schweißoptiken, äußerst empfindlich gegenüber Verunreinigungen, wie sie durch Schweißspritzer hervorgerufen werden. Das regelmäßige Austauschen der verbauten Schutzgläser ist sowohl mit einem hohen Kosten- als auch hohen Zeitaufwand verbunden. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit eine automatische Qualitätssicherung hinsichtlich der Spritzerbildung beim RLS vorgeschlagen. Diese Qualitätssicherung ist aus mehreren Komponenten aufgebaut, welche in den einzelnen Kapitel dieser Arbeit repräsentiert sind. Das übergeordnete Ziel, ist das Auftreten von Schweißspritzern systematisch zu reduzieren. Zur Begriffsklärung und zur Veranschaulichung der Kapitelinhalte dient Abbildung 1.1. Hierin werden die in dieser Arbeit verwendeten Begriffe sowohl aus Anwendersicht als auch aus wissenschaftlicher Sicht eingeführt und den entsprechenden Kapitel zugeordnet. Nach der Betrachtung der notwendigen Grundlagen (Kapitel 2) und einer Würdigung des derzeitigen Standes der Technik (Kapitel 3) als Ausgangsbasis folgen vier Hauptkapitel mit den im Rahmen der Dissertation erarbeiteten Neuerungen.

Begriffe aus Anwendersicht wie auch aus wissenschaftlicher Sicht (vgl. Abbildung 1.1) werden im Verlaufe der Arbeit passend verwendet, um die Vorteile für den Anwender klar darzulegen und dabei auch die wissenschaftliche Vorgehensweise präzise zu beschreiben.

Aus Anwendersicht zeigt Kapitel 4 auf, welche technischen Komponenten anzuschaffen sind und wie diese ausgelegt werden müssen, um die Spritzerbildung beim entsprechenden Anwendungsfall zu reduzieren. Aus wissenschaftlicher Sicht wird eine Vorgehensweise dargelegt, wie auf Basis von Experimenten die Spritzergröße und -geschwindigkeit ermittelt werden kann. Diese beiden Spritzereigenschaften werden anschließend als Eingangsgröße für die Auslegungsberechnung der technischen Komponenten verwendet.

Das für den Anwender relevante Ergebnis von Kapitel 5 ist eine inline-fähige Überwachung des Schweißprozesses hinsichtlich der Spritzerbildung. Dies bedeutet, dass direkt nach Abschluss der Schweißung eine Kennzahl über die Menge und die Größenverteilung der aufgetretenen Spritzer vorliegt. Die wissenschaftliche Sicht beschreibt in Kapitel 5 einen Bildverarbeitungsalgorithmus zur Erkennung der Schweißspritzer und einen Datenverarbeitungsalgorithmus zur Sicherstellung der Inline-Fähigkeit der Auswertung. Mit Hilfe dieser beiden Algorithmen ist eine Bewertung der Spritzerbildung möglich.

Für den Anwender liefert Kapitel 6 den Nachweis, dass die Prozessüberwachung mit einer garantierten Güte arbeitet und somit zuverlässige Ergebnisse liefert. Aus wissenschaftlicher Perspektive betrachtet, thematisiert Kapitel 6 einen Algorithmus zur Erzeugung synthetischer Spritzerbilder, welche zur Validierung der Spritzererkennung genutzt werden. Darüber hinaus

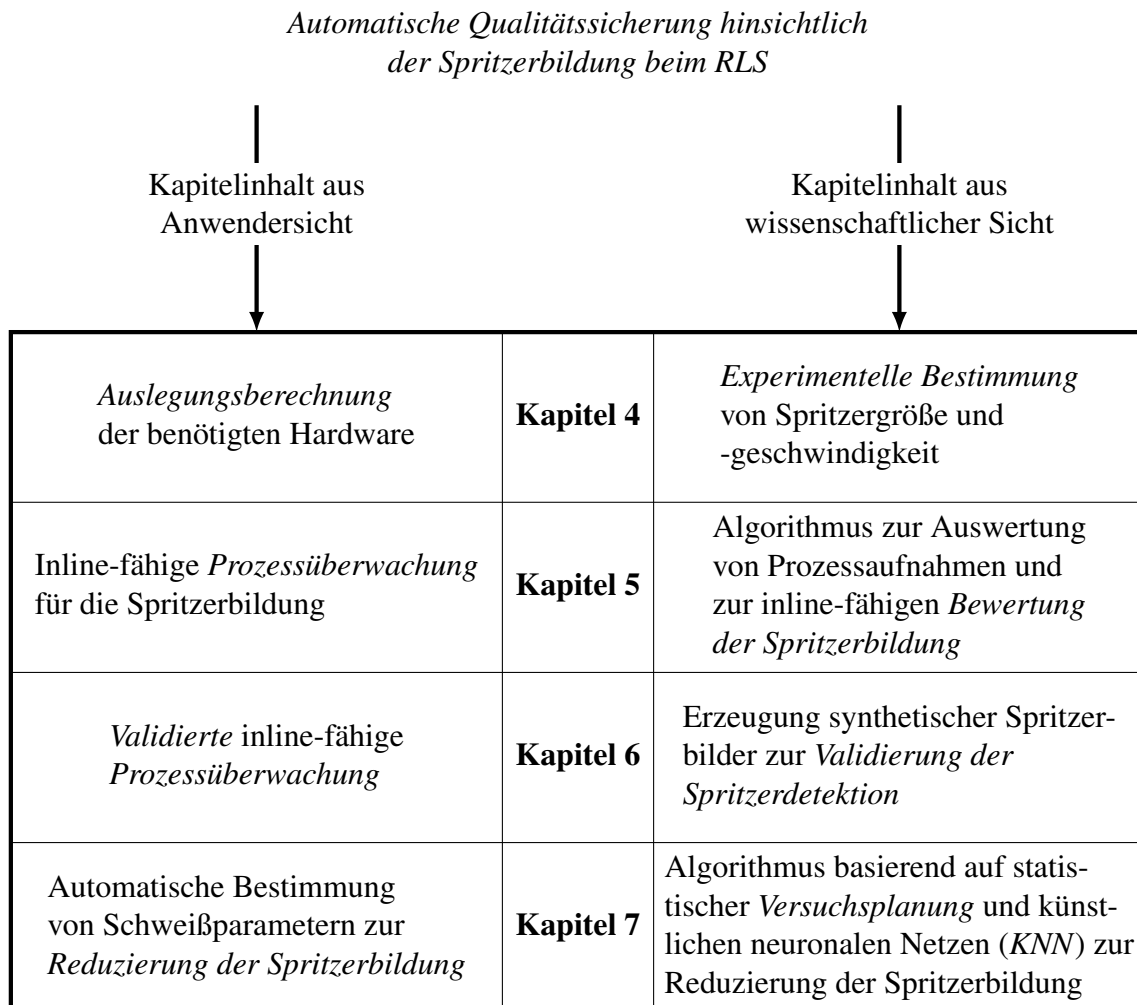


Abbildung 1.1: Begriffszuordnung und Beschreibung der Kapitel 4 bis 7 aus Anwender- und wissenschaftlicher Sicht

wird das Entstehungsverhalten von Schweißspritzern untersucht und mathematisch beschrieben. Kapitel 7 nutzt die Ergebnisse aus den vorangegangenen Kapiteln, um dem Anwender eine geeignete Vorgehensweise zur automatischen Bestimmung von spritzerarmen Schweißparametern darzulegen. Hierbei werden iterativ Schweißparameter bestimmt, welche die Spritzerbildung reduzieren. Hierbei werden Prinzipien aus der statistischen Versuchsplanung sowie künstliche neuronale Netze (KNNs) genutzt.

2 Grundlagen

2.1 Allgemeines

Das vorliegende Kapitel bereitet die zum Verständnis dieser Arbeit notwendigen Grundlagen hinsichtlich der verwendeten wissenschaftlichen Methoden und der physikalischen Beschreibung von Licht auf. Dabei wird zunächst auf die Lasertechnik im Allgemeinen und deren Anwendung in der Fertigungstechnik im Speziellen eingegangen (vgl. Abschnitt 2.2). Anschließend werden fundamentale Methoden der Bildverarbeitung dargelegt (vgl. Abschnitt 2.4). Dies umfasst im Wesentlichen die Segmentierung von Bildregionen mit einem hohen Informationsgehalt, so genannte Regions of Interest (ROIs), sowie die Orientierung und Strukturierung von Bilddaten. Damit ist es möglich, die notwendigen Informationen über Schweißspritzer aus Bilddaten zu extrahieren. Im Anschluss daran werden sowohl statistische als auch numerische Methoden zur Datenanalyse vorgestellt, welche verwendet werden, um die große Datenmenge, die bei einem Schweißversuch mit Bildverarbeitung gewonnen wird, auf den wesentlichen Informationsgehalt zu reduzieren (vgl. Abschnitt 2.5).

2.2 Lasertechnik

Die folgenden Abschnitte vermitteln die relevanten Grundlagen der Lasertechnik. Nach einer kurzen Erläuterung zu den physikalischen Eigenschaften von Licht sowie zur Erzeugung von Laserstrahlung wird auf die charakteristischen Eigenschaften wie Strahlqualität und Leistungsdichte eingegangen. Anschließend werden die für die Fertigungstechnik wesentlichen Aspekte der Lasertechnik behandelt, was für das grundlegende Verständnis der Schweißspritzerproblematik von entscheidender Bedeutung ist.

2.2.1 Physikalische Beschreibung des Lichtes

Die Beschreibung von Licht aus Sicht der Quantenphysik basiert auf dem Atommodell von Bohr (BOHR 1923). Demnach bildet ein positiv geladener Atomkern eine Einheit mit den ihn auf konzentrischen Bahnen umkreisenden Elektronen (GERHARD 2016, S. 3). Diese werden durch das elektrische Potenzial an den Kern gebunden. Das Energieniveau einer Elektronenbahn und damit verbunden der Abstand zum Kern entspricht der Energie, welche für die Ionisierung des Elektrons notwendig ist (HÜGEL ET AL. 2009, S. 44). Die Quantenphysik postuliert, dass nur bestimmte elementspezifische Bahnradien und folglich nur diskrete Bahnenergien auftreten können (EICHLER ET AL. 2015, S. 7). Im thermodynamischen Gleichgewicht entspricht die Verteilung der Anzahl von Elektronen auf den Energieniveaus der Boltzmann-Verteilung. Diese beschreibt die Besetzungsdichte N_n anhand des Energiezustandes E_n , der Besetzungsdichte N_0 im Energiezustand E_0 , der Boltzmann-Konstante k_B und der Temperatur T in Gleichung 2.1 (GERHARD 2016, S. 3):

$$N_n = N_0 \cdot e^{-\frac{E_n}{k_B \cdot T}} \quad (2.1)$$

Die Absorption von Energie führt dazu, dass ein Elektron von einer kernnahen auf eine kernferne Schale gehoben wird und ist Voraussetzung für das Auftreten von spontaner Emission. Dabei fällt ein angeregtes Elektron ohne äußere Einwirkung in seinen Grundzustand zurück und gibt die freiwerdende Energie in Form eines Lichtquants ab (GERHARD 2016, S. 4). Die erwähnte Quantelung der Energie, welche die Aufnahme diskreter Energiemengen begründet, manifestiert sich ebenso in der Energie eines ausgesandten Lichtquants oder Photons. Diese Energie ist proportional zur Frequenz f_p der abgegebenen Strahlung mit dem Planckschen Wirkungsquantum h_p als Proportionalitätskonstante. Demnach resultiert die Photonenenergie E_p aus

$$E_p = h_p \cdot f_p \quad (2.2)$$

Da sich die Frequenz f_p aus dem Verhältnis der Lichtgeschwindigkeit im Vakuum zu der Lichtwellenlänge λ ergibt, wird die Wellenlänge des vom Atom abgestrahlten Lichtes folglich durch die Energiedifferenz zwischen dem angeregten Zustand und dem Grundzustand bestimmt (GERHARD 2016, S. 5). Während bei Absorption und Emission die Teilcheneigenschaften des Lichtes deutlich in den Vordergrund treten, verhält sich das Licht bei der Ausbreitung vielmehr wie eine Welle (ZINTH ET AL. 2011, S. 3). Die Wellentheorie beschreibt daher das Licht als transversale elektromagnetische Welle, in der die elektrische Feldstärke \vec{E} und die magnetische Feldstärke

ke \vec{B} miteinander gekoppelt periodisch und mit gleicher Frequenz schwingen. Dabei stehen elektrisches Feld (E-Feld), Feld der magnetischen Flussdichte (B-Feld) sowie Ausbreitungsrichtung stets paarweise senkrecht aufeinander (EICHLER ET AL. 2015, S. 2). Die Wellengleichungen der elektromagnetischen Welle im Vakuum können aus den Maxwell-Gleichungen abgeleitet werden. Diese Darstellung der Elektrodynamik fasst in vier Gleichungen die Grundeigenschaften elektrischer und magnetischer Felder zusammen (LEISI 1998, S. 256):

$$\operatorname{div} \vec{E} = 0 \quad (2.3)$$

$$\operatorname{rot} \vec{E} = -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \quad (2.4)$$

$$\operatorname{div} \vec{B} = 0 \quad (2.5)$$

$$\operatorname{rot} \vec{B} = \varepsilon_0 \cdot \mu_0 \cdot \frac{\partial \vec{E}}{\partial t} \quad (2.6)$$

Dabei bezeichnet μ_0 die magnetische Feldkonstante und ε_0 die elektrische Feldkonstante des Vakuums. Beide Felder sind quellfrei und die Rotation jedes Feldes ist proportional zur zeitlichen Ableitung des anderen. Durch Differenziation der Gleichung 2.4 und Ersetzen der zeitlichen Ableitung des B-Feldes durch Gleichung 2.6 wird eine einzige partielle Differentialgleichung für das E-Feld generiert (LEISI 1998, S. 255 f.).

$$\frac{\partial^2 \vec{E}}{\partial t^2} = \frac{1}{\varepsilon_0 \cdot \mu_0} \operatorname{rot} \left(\frac{\partial \vec{B}}{\partial t} \right) = -\frac{1}{\varepsilon_0 \cdot \mu_0} \operatorname{rot} \left(\operatorname{rot} \vec{E} \right) \quad (2.7)$$

Mithilfe der für beliebige Vektorfelder gültigen Identität

$$\operatorname{rot} \left(\operatorname{rot} \vec{E} \right) = \operatorname{grad} \left(\operatorname{div} \vec{E} \right) - \Delta \vec{E} \quad (2.8)$$

können die Wellengleichungen des E- und des B-Feldes im Vakuum abgeleitet werden:

$$\frac{\partial^2 \vec{E}}{\partial t^2} = \frac{1}{\varepsilon_0 \cdot \mu_0} \cdot \Delta \vec{E} \quad (2.9)$$

$$\frac{\partial^2 \vec{B}}{\partial t^2} = \frac{1}{\varepsilon_0 \cdot \mu_0} \cdot \Delta \vec{B} \quad (2.10)$$

2 Grundlagen

Die nicht-trivialen Lösungen dieser Differenzialgleichung sind die Gleichungen der elektromagnetischen Wellen, deren Phasengeschwindigkeit durch

$$c_0 = \sqrt{\frac{1}{\epsilon_0 \cdot \mu_0}} \quad (2.11)$$

gegeben ist. Dies ergibt durch Einsetzen der Naturkonstanten μ_0 und ϵ_0 den Wert der Lichtgeschwindigkeit c_0 im Vakuum. Die hier dargelegte Herleitung der Wellengleichungen beschränkt sich auf die Anwendung im Vakuum. Für den allgemeinen Fall müssen Wechselwirkungseffekte der Wellen mit Materie berücksichtigt werden (LEISI 1998, S. 258). Dabei bleibt das Prinzip der Propagation von Licht als elektromagnetische Welle bestehen, allerdings erfolgt eine mathematische Anpassung durch die Berücksichtigung eines medienspezifischen Brechungsindex n_s . Dieser entspricht dem Verhältnis der Lichtgeschwindigkeit im Vakuum c_0 zur Lichtgeschwindigkeit im betreffenden Medium c und ist durch die Materialparameter relative Dielektrizitätszahl ϵ_r und relative Permeabilität μ_r definiert (EICHLER ET AL. 2015, S. 3):

$$n_s = \frac{c_0}{c} = \sqrt{\epsilon_r \cdot \mu_r} \quad (2.12)$$

Zur näheren Charakterisierung einer Lichtwelle wird in der Literatur meist das E-Feld herangezogen (GERHARD 2016, S. 9).

2.2.2 Erzeugung von Laserstrahlung

Die Erzeugung von Laserstrahlung wird basierend auf den physikalischen Eigenschaften von Licht und drei wesentlichen technischen Komponenten realisiert. Die erste Komponente, das aktive Medium, dient als Lichtverstärker und bestimmt die emittierte Wellenlänge der Laserstrahlung. Die zweite Komponente, der optische Resonator, besteht in der einfachsten Ausführung aus zwei planparallelen ebenen Spiegeln (Fabry-Pérot-Resonator), die in einem Abstand von L_R zueinander angeordnet sind. Die Länge L_R muss ein ganzzahliges Vielfaches der zu emittierenden Wellenlänge betragen, damit sich im Inneren des Resonators eine stehende Welle ausbildet. Die dazu erforderliche exakte Ausrichtung der beiden Spiegel ist nur mit einem hohen technischen Aufwand möglich, was einen Fabry-Pérot-Resonator empfindlich für jegliche äußere Störeinflüsse macht. Die dritte Komponente, die Lichtpumpe, führt dem aktiven Medium kontinuierlich Energie zu, um eine Besetzungsinversion sicherzustellen. (HÜGEL ET AL. 2009) Diese wird benötigt, um eine induzierte anstelle einer spontanen Emission von Lichtquanten zu realisieren.

Die spontane Emission erzeugt inkohärentes Licht, da die Phase, die Ausbreitungsrichtung und die Polarisationsrichtung der abgegebenen Strahlung zufällig sind (BLIEDTNER ET AL. 2013, S. 22). Im Gegensatz dazu beinhaltet die induzierte Emission eine kohärente Verstärkung der ankommenden Lichtwelle und ist somit geeignet, Laserstrahlung zu erzeugen.

Die Abnahme der Atomdichte durch induzierte Emission wird durch die Änderungsrate der Leistungsdichte I_s einer eingestrahnten Lichtwelle mittels

$$\left. \frac{dI_s}{dx} \right|_{in} = \sigma_{21} \cdot N_2 \cdot I_s \quad (2.13)$$

beschrieben. Der Faktor σ_{21} bezeichnet hierbei den Wirkungsquerschnitt der induzierten Emission und N_2 die Dichte der angeregten Atome im Energieniveau E_2 (EICHLER ET AL. 2015, S. 31). Der Index *in* gibt an, dass die Gleichung 2.13 für eine induzierte Emission gilt. Aus dem Umkehrvorgang resultiert ein analoger Zusammenhang:

$$\left. \frac{dI_s}{dx} \right|_{ab} = -\sigma_{12} \cdot N_1 \cdot I_s \quad (2.14)$$

Insgesamt ergibt sich durch die konkurrierenden Vorgänge der induzierten Emission und der Absorption eine Änderung der Intensität des Lichtes, die dem Zusammenhang

$$dI_s = dI_s|_{ab} + dI_s|_{in} \quad (2.15)$$

genügt (EICHLER ET AL. 2015, S. 32). Durch Einsetzen der Änderungsraten und anschließende Integration über die Dicke d_m des Mediums wird das verallgemeinerte Lambert-Beersche Gesetz für die Randbedingung $\sigma_{21} = \sigma_{12} = \sigma_s$ abgeleitet:

$$G = \frac{I_s}{I_0} = e^{(\sigma_s \cdot (N_2 - N_1) \cdot d_m)} \quad (2.16)$$

Der auch als Gewinn bezeichnete Verstärkungsfaktor G entspricht dem Verhältnis von austretender Intensität I_s zu eintretender Intensität I_0 . Aus dem Lambert-Beerschen Gesetz wird ersichtlich, dass für eine Erhöhung der Intensität die Bedingung $N_2 > N_1$ erfüllt sein muss. Eine Verstärkung tritt folglich nur auf, wenn sich mehr Elektronen auf einem angeregten Niveau befinden als im Grundzustand. Wenn diese Bedingung erfüllt ist, liegt eine so genannte Besetzungsinversion vor und die Erzeugung von Laserstrahlung ist möglich.

Nachfolgend wird ein aktives Lasermedium betrachtet, welches die diskreten Energieniveaus E_0 , E_1 , E_2 und E_3 besitze. In Abbildung 2.1 sind die vier Energieniveaus sowie deren Bedeutung zur

2 Grundlagen

Erzeugung von Laserstrahlung visualisiert.

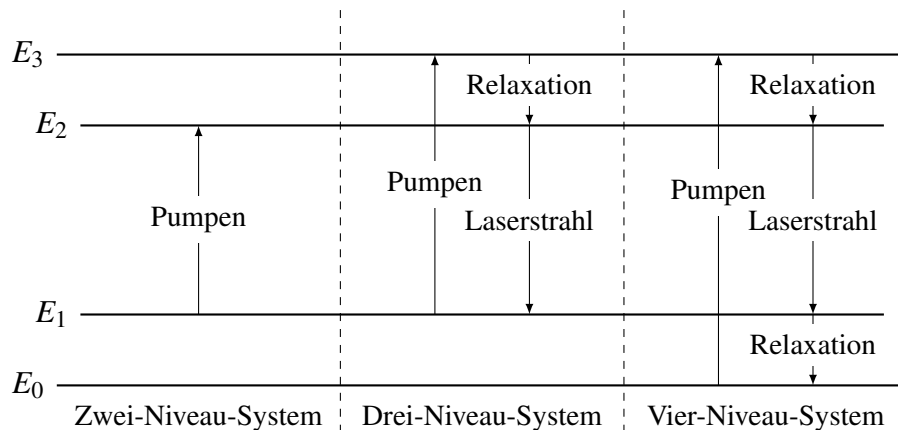


Abbildung 2.1: Schematische Darstellung des Zwei-, Drei- und Vier-Niveau-Systems eines aktiven Mediums zur Erzeugung von Laserstrahlung

Ein reines *Zwei-Niveau-System*, welches Elektronen durch zugeführte Pumpenergie lediglich von E_1 auf E_2 hebt, ist nicht in der Lage Laserstrahlung zu emittieren, da die Nettoabsorption von Licht bei gleicher Besetzungsdichte von E_1 und E_2 gleich null ist. Somit ist keine Besetzungsinversion möglich. In einem *Drei-Niveau-System* werden die Elektronen von E_1 auf E_3 gehoben, um eine Besetzungsinversion zwischen E_1 und E_2 zu erreichen. Da im thermischen Gleichgewicht die Anzahl der Elektronen in E_2 nahezu null ist, müssen knapp die Hälfte der Elektronen aus E_1 auf E_3 angehoben werden, was mit einem hohen Energieaufwand verbunden ist. Sobald die Besetzungsinversion zwischen E_1 und E_2 durch Relaxation der Elektronen von E_3 auf E_2 realisiert wurde, wird durch stimulierte Emission Laserstrahlung erzeugt. Ein *Vier-Niveau-System* reduziert den Energieaufwand für das Pumpen deutlich, da das Grundniveau im thermischen Gleichgewicht in E_0 liegt. Damit ist die Besetzung von E_1 bereits sehr gering, was zur Folge hat, dass deutlich weniger Elektronen auf E_3 gehoben werden müssen, um eine Besetzungsinversion zwischen E_1 und E_2 zu erzielen. Moderne Lasersysteme basieren deshalb auf Vier-Niveau-Systemen. (GROSS 2003, S. 429)

Einige Eigenschaften der Laserstrahlung wie Frequenz, Kohärenz und Polarisation werden durch die Art des aktiven Mediums bestimmt. Geometrische Eigenschaften wie Strahldivergenz, Strahldurchmesser und Intensitätsverteilung werden hingegen durch die Bauform des Resonators festgelegt.

2.2.3 Charakterisierung von Laserstrahlung

Die Laserstrahlung zeichnet sich gegenüber der Strahlung anderer Quellen durch eine geringe Divergenz, eine hohe zeitliche und räumliche Kohärenz sowie durch einen engen Frequenzbereich aus. In Bezug auf die Fertigungstechnik sind vor allem die Fokussierbarkeit der Laserstrahlung und die damit zu erreichenden Intensitäten von entscheidender Bedeutung. Die Fokussierung eines Strahlenbündels wird durch die Strahlkaustik beschrieben und ist mit den zugehörigen Kenngrößen in Abbildung 2.2 dargestellt. Hierin beschreibt D den Durchmesser der Fokussierlinse, D_e den Durchmesser der Strahltaille vor der Fokussierung, f_R die Brennweite, f_z den realen Abstand der Fokussierlinse zum Brennpunkt, z_R die RAYLEIGH-Länge, Θ_0 den Fernfeld-Divergenzwinkel, ω_0 den Strahltaillenradius im Fokus, ω_{zR} den Strahltaillenradius im Abstand z_R vom Fokus und $\omega(z)$ die Divergenzfunktion in Abhängigkeit der z -Achse.

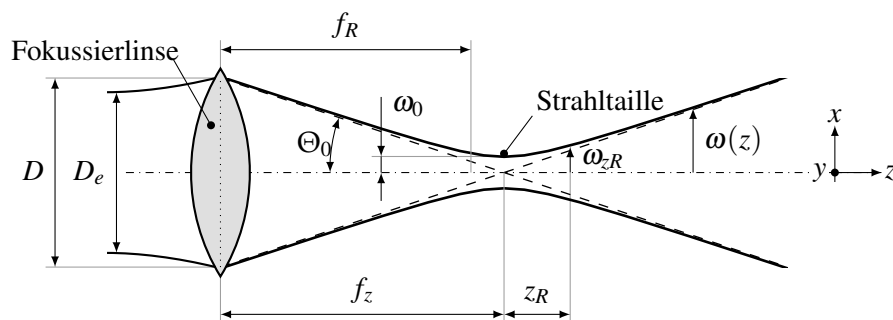


Abbildung 2.2: Schematische Darstellung der Fokussierung eines Laserstrahls mit den zugehörigen Kenngrößen (in Anlehnung an HÜGEL ET AL. (2009, S. 34))

Eine Maßzahl für die Strahlqualität und infolgedessen für die Fokussierbarkeit berechnet sich aus dem Produkt des Fernfeld-Divergenzwinkels Θ_0 und dem Strahltaillenradius ω_0 nach

$$SPP = \Theta_0 \cdot \omega_0 \quad (2.17)$$

Diese Maßzahl wird Strahlparameterprodukt (SPP) genannt. Für technische Anwendungen ist sowohl ein möglichst geringer Fokusdurchmesser als auch eine möglichst geringe Divergenz von Vorteil, deshalb ist die Strahlqualität umso höher, je kleiner das zugehörige SPP ist. Aufgrund von Beugungseffekten kann das SPP nicht beliebig kleine Werte annehmen. Das theoretisch erreichbare Minimum ist von der Wellenlänge λ der Laserstrahlung abhängig und berechnet sich für einen idealen Gaußstrahl zu $SPP_0 = \lambda/\pi$. Ein realer Laserstrahl wird niemals die idealen Eigenschaften eines Gaußstrahls annehmen, da die verwendeten optischen Komponenten im ver-

2 Grundlagen

bauten Zustand Abbildungsfehler und Lagetoleranzen aufweisen, was die Strahlqualität mindert. Für die Beschreibung von realen Strahlpropagationen wird daher die Beugungsmaßzahl

$$M^2 = \frac{SPP}{SPP_0} = \frac{\pi}{\lambda} \cdot \Theta_0 \cdot \omega_0 \quad (2.18)$$

herangezogen. Wird Gleichung 2.18 unter Zuhilfenahme einer Kleinwinkelnäherung ($\sin(x) \approx x$; $\cos(x) \approx 1$) zwischen der Brennweite f_z und dem Rohstrahldurchmesser D nach ω_0 aufgelöst, kann der Strahltaillenradius für einen realen Laserstrahl berechnet werden:

$$\omega_0 \approx \frac{4 \cdot M^2 \cdot \lambda \cdot f_R}{\pi \cdot D} \quad (2.19)$$

Neben der Beugungsmaßzahl ist die RAYLEIGH-Länge z_R eine weitere wichtige Größe zur Beschreibung einer Strahlkaustik. Die RAYLEIGH-Länge gibt dabei den Abstand von der Fokusebene an, in dem sich die Querschnittsfläche des Laserstrahls verdoppelt hat, und sie ist wie folgt definiert (HÜGEL ET AL. 2009, S. 25):

$$z_R = \frac{\pi \cdot \omega_0^2}{2 \cdot M^2 \cdot \lambda} \quad (2.20)$$

2.2.4 Lasertechnik in der Fertigungstechnik

Für die Nutzung von Laserstrahlung in technischen Anwendungen bedarf es neben der Laserstrahlquelle zusätzlicher Systemtechnik. Durch diese werden Schutzfunktionen erfüllt, Werkstückaufnahme und -positionierung realisiert, der Laserstrahl von der Strahlungsquelle zur Prozesszone am Werkstück geführt und die Leistungsdichte sowie die Strahlkaustik für den jeweiligen Prozess angepasst. Durch die Kombination der vielfältigen Möglichkeiten von Strahlerzeugung, -formung und -führung ergibt sich eine Diversität an Laser-Materialbearbeitungsanlagen. Im Hinblick auf die Zielsetzung dieser Arbeit wird im Folgenden auf den Bearbeitungsprozess des RLS eingegangen.

Die optisch-mechanische Realisierung der Ablenkung in Strahlführungssystemen richtet sich nach der verwendeten Wellenlänge sowie nach der zu erfüllenden Bearbeitungsaufgabe. Im Falle des RLS erfolgt die Übertragung der Laserstrahlung zum Werkstück durch drehbar gelagerte Scannerspiegel. Abhängig von der geometrischen Auslegung der Spiegel in asphärischer, sphärischer oder planarer Form kommen zudem Funktionen der Strahlformung

hinzu. Nähere Informationen zu prozesstechnischen Anwendungen werden in Abschnitt 3.2.2 vermittelt. (HÜGEL ET AL. 2009, S. 95)

Die Kernfunktion einer Laser-Materialbearbeitungsanlage besteht im lokalen Einbringen der elektromagnetischen Energie in das zu bearbeitende Werkstück. Durch die Wahl der beiden Bearbeitungsparameter Einwirkzeit und Flächenleistungsdichte wird die Menge der eingebrachten Energie gesteuert und dadurch die in der Prozesszone herrschende Temperatur. Solange die Temperatur in der Wechselwirkungszone unterhalb der Schmelztemperatur des Werkstoffes bleibt, wird dieser nur lokal erwärmt, was für das Verfahren des Laserhärtens genutzt wird. Durch höhere Leistungsdichten oder längere Einwirkzeiten kann die Schmelztemperatur überschritten werden, sodass sich ein Schmelzbad ausbildet. Dieser Effekt wird für das Verfahren des Wärmeleitungsschweißen ausgenutzt. Bei einer weiteren Erhöhung der Temperatur an der Werkstückoberfläche wird die Verdampfungstemperatur erreicht, was für den Einsatz des Tiefschweißens notwendig ist. Wird die sogenannte Tiefschweißschwelle überschritten, so wird eine Dampfkapillare ausgebildet, die ein großes Aspektverhältnis von Tiefe zu Breite aufweist. Hierbei wird durch den Metaldampf ein omnidirektionaler Rückstoßdruck auf die gesamte Oberfläche der aufgeschmolzenen Prozesszone ausgeübt, was eine Deformation bewirkt. Aufgrund der geometrischen Verformung ändern sich auch die Absorptionsvorgänge, und die Effektivität der Energieeinkopplung steigt drastisch an. (HÜGEL ET AL. 2009, S. 214)

Insbesondere beim Tiefschweißen unterliegt der Schweißprozess stets wechselnden Randbedingungen, wodurch es zu Instabilitäten mit negativen Auswirkungen auf die Prozessergebnisse kommt. In der Schmelze liegt ein komplexes dreidimensionales Strömungsfeld vor, welches zudem durch Energie- und Impulserhaltungsbedingungen an den Grenzflächen direkt an die Vorgänge in der Dampfkapillare gekoppelt ist. Da die Kapillare einen Widerstand zur Schmelzbadströmung darstellt, bildet sich ein Umströmungsfeld aus, in dem sich um die Dampfkapillare herum Strömungsgeschwindigkeiten ergeben, welche die Vorschubgeschwindigkeit zum Teil deutlich übertreffen (HÜGEL ET AL. 2009, S. 232). Weiterhin sind Effekte der Oberflächenspannung zu benennen. Bedingt durch den großen Temperaturgradienten an der Oberfläche des Schmelzbades erzeugen die sich daraus ergebenden Dichteunterschiede eine Scherspannung, welche die oberflächennahe Schmelze in Bewegung versetzt. Sind die Geschwindigkeiten dieser induzierten Bewegung in der Größenordnung der Kapillarumströmung, was bei niedrigen bis mittleren Vorschubgeschwindigkeiten der Fall ist, und sind die oberflächenaktiven Elemente an einer freien, das heißt nicht von Oxid- oder Nitridschichten bedeckten, Oberfläche wirksam, so haben diese Scherspannungen einen signifikanten Einfluss auf die Dynamik der Schmelze (HÜGEL ET AL. 2009, S. 240). Neben Strömungswiderstand und Oberflächenspannung des

2 Grundlagen

Schmelzbades tritt ein weiterer Effekt in der Dampfkapillare auf, bei dem der ausströmende Metaldampf über Reibung einen Teil seiner kinetischen Energie an die Mantelfläche abgibt. Die infolgedessen vorherrschenden Scherspannungen beschleunigen wiederum die darunterliegende Flüssigkeitsgrenzschicht und induzieren auf diese Weise ein Wirbelfeld. In Kombination mit der Kapillarumströmung kann die reibungsinduzierte Strömung merkliche Auswirkungen auf die Schmelzbadgeometrie besitzen. (HÜGEL ET AL. 2009, S. 241 f.)

Alle vorgestellten Effekte wirken im Regelfall nicht isoliert voneinander, sondern kommen zeitgleich vor und beeinflussen sich gegenseitig. Dadurch führen diese Effekte zu Veränderungen des Energie- und Impulsgleichgewichtes an der Kapillarwand und sind somit die Ursache für Unregelmäßigkeiten in der Schweißnaht, für Porenbildung und für Schmelzeauswürfe bei einem Kollaps im oberen Teil der Dampfkapillare. Durch die negativen Auswirkungen auf die Prozessqualität begrenzen diese und weitere Instabilitätsmechanismen den Parameterbereich akzeptabler Prozessqualität nach oben, da mit wachsender Intensität und Vorschubgeschwindigkeit die Poren- und Spritzerbildung zunimmt. (HÜGEL ET AL. 2009, S. 262 f.)

2.3 Optische Abbildungsfehler

Nicht nur für die Führung und Formung von Laserstrahlung sind optische Komponenten und Bauelemente notwendig, sondern auch für bildgebende Verfahren wie die Kamertechnik. Da diese Technik in der vorliegenden Arbeit als Messwerkzeug zur Prozessuntersuchung herangezogen wird, werden in den beiden folgenden Abschnitten die relevanten Abbildungsfehler von optischen Linsen thematisiert. Grundsätzlich wird unterschieden, ob der Abbildungsfehler von der Wellenlänge des eingestrahlteten Lichtes abhängt (chromatische Aberration) oder unabhängig davon ist (monochromatische Aberration). (GROSS 2003, S. 162)

2.3.1 Monochromatische Aberrationen

Die monochromatischen Aberrationen werden wiederum in zwei Gruppen unterteilt. Die erste Gruppe umfasst die Abbildungsfehler *sphärische Aberration*, *Koma* und *Astigmatismus*, die dafür verantwortlich sind, dass ein Objektpunkt nicht auf einen mathematischen Punkt abgebildet werden kann und somit an Schärfe verliert. Die zweite Gruppe besteht aus der *Bildfeldwölbung* bzw. der *Verzeichnung*, was die Abweichung des Bildpunktes von seiner theoretischen Position in der Bildebene bezeichnet. (THÖNISS 2004) Die *sphärische Aberration* tritt auf, wenn die Brennweite

der im 90° -Winkel zur Linse einfallenden Lichtstrahlen (parallel zur optischen Achse) von deren Abstand zur optischen Achse abhängt. Der *Koma-Fehler* und der *Astigmatismus* treten genau dann in Erscheinung, wenn die einfallenden Strahlenbündel die Linse unter einem Winkel zur optischen Achse durchlaufen. Der *Koma-Fehler* wird relevant, wenn die schiefen Strahlenbündel einen großen Öffnungswinkel aufweisen, was dazu führt, dass die Strahlen nicht mehr in einem Punkt fokussiert werden. Der *Astigmatismus* hingegen tritt auch bei kleinen Öffnungswinkeln auf und resultiert in einem undefinierten Brennpunkt. Die bisher angesprochenen Abbildungsfehler lassen sich mithilfe einer Blende vor oder nach der Linse deutlich reduzieren, da mit kleiner Blende die Strahlenbündel nur nahe der optischen Achse und unter einem kleinen Winkel auf die Linse treffen bzw. diese verlassen. Dies hat allerdings die Entstehung eines weiteren Abbildungsfehlers, der *Verzeichnung*, zur Folge. Wird eine Blende vor der Linse in den Strahlengang eingebracht, resultiert eine Abbildung, deren Randbereiche zusammengezogen sind. Wird hingegen eine Linse hinter der Blende positioniert, wird die Abbildung in den Randbereichen auseinandergezogen. Diese Verzeichnungen werden *Tonnenverzerrung* bzw. *Kissenverzerrung* genannt. (GROSS 2003, S. 165)

2.3.2 Chromatische Aberration

Wie eingangs des Kapitels bereits erwähnt, ist die chromatische Aberration durch eine Abhängigkeit von der eingestrahlten Wellenlänge charakterisiert. Wird der Zusammenhang genauer betrachtet, hängt der Brechungsindex n_s und damit die Brechkraft f_z einer Linse von der Wellenlänge λ ab. Dieser Zusammenhang wird für eine einfache dünne Linsen mit der Gleichung 2.21 wiedergegeben:

$$\frac{1}{f_z(\lambda)} = (n_s(\lambda) - 1) \cdot \left(\frac{1}{r_1} - \frac{1}{r_2} \right). \quad (2.21)$$

Hierin beschreibt r_1 den Krümmungsradius der Eintrittsfläche und r_2 den der Austrittsfläche. Für hoch belastete Linsen in technischen Anwendungsbereichen werden spezielle Werkstoffe sowie Beschichtungen verwendet, um die chromatische Aberration für bestimmte Wellenlängen deutlich zu reduzieren.

2.4 Ausgewählte Methoden der Bildverarbeitung

In den folgenden Abschnitten werden einige Grundlagen der Bildverarbeitung vorgestellt, die für das Verständnis der im Rahmen dieser Arbeit betrachteten und entwickelten Algorithmen für die Erkennung von Schweißspritzern notwendig sind. Bei den zu erzeugenden und zu verarbeitenden Bildern handelt es sich um zweidimensionale Graustufenbilder. Bezüglich der Dreidimensionalität und der Farbigkeit von Bildern wird auf entsprechende Fachliteratur verwiesen wird. (BURGER ET AL. 2016; DEMANT ET AL. 2011; JÄHNE 2012; STEGER ET AL. 2008)

2.4.1 Bildvorverarbeitung

Die Überführung eines Originalbildes in ein ähnliches Bild, welches für den weiteren Verarbeitungsprozess verbesserte Eigenschaften aufweist, wird als Bildvorverarbeitung bezeichnet (DEMANT ET AL. 2011, S. 29). Liegt das Ausgangsbild beispielsweise nur mit schwachem Kontrast vor oder hat die Bildaufnahme eine ungleichmäßige Beleuchtung, werden mithilfe einer Grauwerttransformation die Helligkeit und der Kontrast des Bildes angepasst. Hierbei handelt es sich um Punktoperationen. Dies bedeutet, dass der Grauwert t_{ij} an der Position i, j im transformierten Bild lediglich vom Grauwert g_{ij} des gleichen Bildpunktes im Ausgangsbild abhängt:

$$t_{ij} = f(g_{ij}) \quad (2.22)$$

Oft wird die Funktion der Grauwerttransformation in Form von Look-up-Tabellen implementiert, die jedem möglichen Grauwert einen Funktionswert zuordnen. Diese Art der Implementierung weist eine hohe zeitliche Effizienz bezüglich der Laufzeit auf und ermöglicht darüber hinaus die Abbildung von analytisch nicht geschlossen darstellbaren Transformationen. (DEMANT ET AL. 2011, S. 31 f.) Eine weitere wichtige Form ist die lineare Grauwerttransformation, die durch

$$t_{ij} = c_{g2} \cdot (c_{g1} + g_{ij}) \quad (2.23)$$

berechnet wird. Durch die Wahl der Koeffizienten c_{g1} und c_{g2} werden Helligkeit und Kontrast des transformierten Bildes eingestellt. Für $|c_{g2}| > 1$ wird das Bild kontrastreicher, wohingegen die Bedingung $|c_{g2}| < 1$ zu einer Reduzierung des Kontrastes führt. Für $c_{g1} > 0$ wird das Bild insgesamt heller und für $c_{g1} < 0$ wird es dunkler. Wichtig ist bei dieser Operation, den

resultierenden Grauwert auf den zulässigen Wertebereich zu begrenzen. Ein Beispiel für eine lineare Grauwerttransformation ist die Kontrastnormierung durch

$$f(g_{ij}) = \frac{255}{g_{max} - g_{min}} \cdot (g_{ij} - g_{min}) \quad (2.24)$$

mit dem minimalen Grauwert g_{min} und dem maximalen Grauwert g_{max} des Bildes (DEMANT ET AL. 2011, S. 33). Die bisher angesprochene Kontrastnormierung ist nicht in der Lage, Bilder mit Extremwerten, die z. B. durch Schatten oder Glanzlichter verursacht wurden, auf den optimalen Grauwertbereich zu skalieren. Abhilfe schafft eine robuste Kontrastnormierung, für welche das kumulative Histogramm der im Bild enthaltenen Grauwerte berechnet werden muss. Aus diesem Histogramm werden durch das Abschneiden des untersten Anteils p_u (in Prozent) und des obersten Anteils p_o (in Prozent) die neuen Werte für g_{min} und g_{max} bestimmt (STEGER ET AL. 2008, S. 72). Im Zuge eines verallgemeinerten Histogramm-Ausgleiches wird jedes Helligkeitsintervall gleichmäßig besetzt. Dazu wird der Grauwert des transformierten Bildes t_{ij} auf Basis der Häufigkeit aller darunter liegenden Grauwerte N_g als Anzahl der Pixel mit dem Grauwert g_c und als Gesamtzahl an Pixel N nach

$$t_{ij} = 255 \cdot \sum_{g=0}^{g_c} \frac{N_g}{N} \quad (2.25)$$

berechnet (DEMANT ET AL. 2011, S. 35).

Im Gegensatz zu Punktoperationen, welche nur den entsprechenden Bildpunkt des Originals für eine Transformation heranziehen, berechnen Nachbarschaftsoperatoren den Pixelwert im Ergebnisbild aus einer Umgebung des Bildpunktes im Ursprungsbild (DEMANT ET AL. 2011, S. 45). Durch die Anwendung eines Nachbarschaftsoperators werden die ursprünglichen Grauwerte überschrieben, sodass Informationen verloren gehen. Dieses Vorgehen begründet die Bezeichnung als Filter, da nur spezifische Merkmalsinformationen im Bild erhalten und andere überschrieben werden. Ein typisches Beispiel ist das Finden von Objektkanten, deren zugehörige Pixel nach Durchführen der Operation einen hohen Grauwert erhalten. Pixel innerhalb des Objektes erhalten einen niedrigen Wert. Im Zusammenhang mit Filtern wird die Nachbarschaftsumgebung eines Bildpunktes, welche in die Berechnung des Pixelwertes im Ergebnisbild eingeht, als Filtermaske bezeichnet (JÄHNE 2012, S. 111). Diese wird in der Regel pixelweise über das Bild verschoben, was einer mathematischen Faltung der Filtermaske mit dem Bild entspricht. Aus diesem Grund sind Nachbarschaftsoperatoren stark parallelisierbar. (DEMANT ET AL. 2011, S. 45)

2 Grundlagen

Eine wichtige Filterklasse ist die der linearen Filter, welche sich durch eine Funktionsgleichung der Form

$$f(g_{ij}) = \frac{1}{s} \sum_{r=0}^{R-1} \sum_{c=0}^{C-1} f_{icr} \cdot g_{i-d_i+c, j-d_j+r} \quad (2.26)$$

beschreiben lassen. Darin sind R und C die Länge (*Row*) und Breite (*Column*) der Filtermaske, s ein Skalierungsfaktor und d_i sowie d_j die Abstände der linken oberen Ecke des Nachbarschaftsgebietes vom betrachteten Bildpunkt. Die Gleichung 2.26 bildet also eine mit dem Filterkoeffizienten f_{icr} gewichtete Summe der Pixel innerhalb der Filtermaske. Der Skalierungsfaktor s entspricht häufig der Summe aller Filterkoeffizienten, damit der mittlere Grauwert des Bildes erhalten bleibt. In Abbildung 2.3 ist das Prinzip eines linearen Filters veranschaulicht. (DEMANT ET AL. 2011, S. 46)

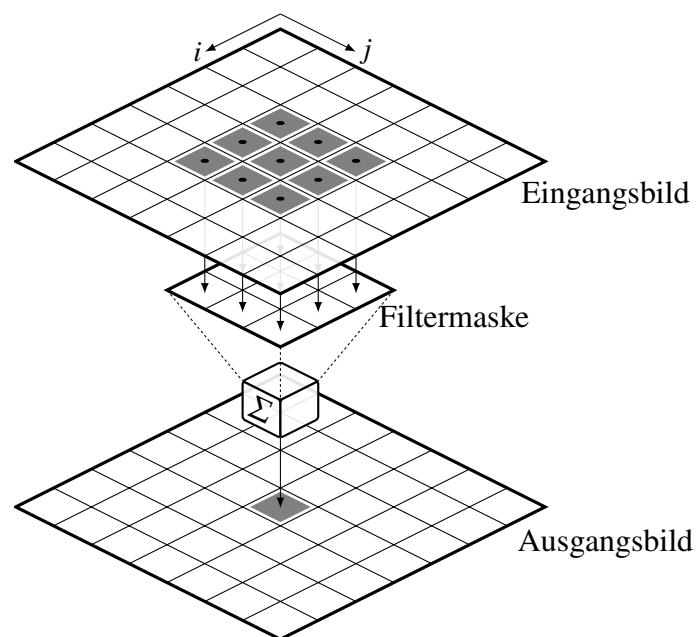


Abbildung 2.3: Prinzipielle Funktionsweise eines linearen Filters (in Anlehnung an DEMANT ET AL. (2011, S. 46))

Lineare Filter werden häufig zum Glätten verwendet. Die Mittelung des Grauwertes in kleinen Bereichen ermöglicht einerseits das Unterdrücken von Bildrauschen, da die zufälligen Veränderungen des Grauwertes einzelner Punkte abgeschwächt werden. Andererseits werden scharfe Kanten im Originalbild verwischt. Eine ganze Reihe an Filtern, die sogenannten Tiefpassfilter, be-

sitzen eine solche Eigenschaft. Ein etablierter Vertreter dieser ist das Gauß-Filter. Dieser zeichnet sich darüber hinaus durch die Erfüllung der vier wichtigsten Eigenschaften eines Glättungsfilters aus:

- die **Rotationsinvarianz** (Operation ist unabhängig vom Rotationswinkel des Filters zum Bild)
- die **Positionsinvarianz** (Operation ist unabhängig von der Position des Filters zum Bild)
- die **Halbgruppeneigenschaft** (Operation erfüllt das Assoziativgesetz bei einer zweistelligen Verknüpfung)
- die **Eliminierung von Maxima** (einzelne Maxima der Grauwerte werden aus dem Bild entfernt)

Folglich werden durch einen Gauß-Filter Strukturen in alle Richtungen gleichmäßig geglättet, die Ergebnisse sind somit unabhängig von der Position des Objektes im Bild. Hohe Frequenzanteile des Rauschens werden vollständig unterdrückt, und bei sukzessiver Ausführung mit unterschiedlichen Gebieten werden die gleichen Ergebnisse erzeugt, wie durch einmaliges Filtern mit der Vereinigung dieser Gebiete. (DEMANT ET AL. 2011, S. 48 f.) (PRIESE 2015, S. 303)

Der zweidimensionale Gauß-Filter mit einer Varianz σ_g wird durch

$$g_{ij} = \frac{1}{2 \cdot \pi \cdot \sigma_g^2} \cdot e^{-\frac{i^2+j^2}{2 \cdot \sigma_g^2}} \quad (2.27)$$

beschrieben (STEGER ET AL. 2008, S. 86).

Für eine weiterführende Behandlung der Halbgruppeneigenschaft sowie der hierfür zugrunde liegenden Skalenraumtheorie wird auf die Monografie von LINDBERG ET AL. (1994) verwiesen. Während Tiefpassfilter zum Glätten von Bildern eingesetzt werden, eignen sich Hochpassfilter zur Detektion von Veränderungen der Grauwerte, indem hochfrequente Anteile, also abrupte Änderungen herausgefiltert werden. Aus diesem Grund werden Hochpassfilter in der Bildverarbeitung häufig Kantenfilter genannt. Zur mathematischen Beschreibung einer Kante eignet sich der Ableitungsoperator, da starke Änderungen des Grauwertes in einem lokalen Maximum des Betrags der Richtungsableitung senkrecht zur Kante resultieren. Zum Auffinden einer Bildkante ist demnach die Nullstelle der zweiten Richtungsableitung entlang des Gradienten zu bestimmen. Ein geeignetes Äquivalent für die zweite Ableitung im Zweidimensionalen stellt der

2 Grundlagen

Laplace-Operator

$$\Delta f(g_{ij}) = \frac{\partial^2 f(g_{ij})}{\partial i^2} + \frac{\partial^2 f(g_{ij})}{\partial j^2} \quad (2.28)$$

dar, dessen Nullstellen folglich die Position von Kanten indizieren. Aus der Definition von Kanten über den Laplace-Operator ergibt sich unmittelbar der Laplace-Filter, der in seiner Grundform durch die Matrix

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (2.29)$$

repräsentiert wird. (STEGER ET AL. 2008, S. 147 ff.)

In der Praxis, das heißt in verrauschten Bildern, ist allein ein Nulldurchgang der zweiten Ableitung allerdings nicht ausreichend für die Charakterisierung einer Kante. Nur wenn vor und nach der Nullstelle Signalspitzen vorliegen, die den Rauschpegel des Bildes übertreffen, liegt eine signifikante Kante vor. Verbesserte Ergebnisse werden durch eine Kombination aus Ableiten und Glätten in der Richtung senkrecht zur Ableitungsrichtung erzielt. Durch eine solche Kombination erzeugte Filter werden als regularisierte Kantendetektoren bezeichnet und stellen eine robuste Lösung zur Bestimmung von Kanten aus diskreten Signalen dar. (JÄHNE 2012, S. 387 ff.)

Als Beispiel für eine regularisierte Kantendetektion ist der Sobel-Operator zu nennen. Für zeitkritische Anwendungen ist ein 3x3-Sobel-Operator aufgrund seiner kleinen Filtermaske zweckmäßig. Dieser Filter liefert eine horizontale Gauß-Glättung in Kombination mit einer vertikalen Ableitung, sodass horizontale Kanten detektiert werden (STEGER ET AL. 2008, S. 155 f.)

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad (2.30)$$

Wird die Filtermatrix transponiert, ist es möglich, vertikale Kanten aus dem Bild zu extrahieren. Unabhängig von den Eigenschaften eines Filters bedarf es einer Lösung für die Behandlung der Bildränder, da die Maske bei der Anwendung auf Randpixel stets über das Bild hinausragt. Die bevorzugte Möglichkeit zur Randpixelbehandlung ist derzeit die Spiegelung des Bildes an den Bildrändern. Dadurch werden die Grauwerte fortgesetzt und gleichzeitig ist eine effiziente Berechnung möglich. (DEMANT ET AL. 2011, S. 47)

2.4.2 Bildanalyse

Nachdem durch Operatoren der Bildvorverarbeitung Maßnahmen zur besseren Erkennung von Objekten vorgenommen wurden, erfolgt im Zuge der Bildanalyse für jeden Bildpunkt die Entscheidung, ob dieser zu einem Objekt gehört oder nicht. Die dabei stattfindende Einteilung des Bildes in zusammengehörige Segmente wird deshalb als Segmentierung bezeichnet. Als Ergebnis entsteht ein Binärbild, welches den Objekten im Bildvordergrund den Wert eins zuordnet und den Hintergrundpixeln den Wert null. Methoden und Verfahren der Segmentierung arbeiten nach drei unterschiedlichen Grundprinzipien. Die pixelorientierten Verfahren urteilen nur auf Basis eines einzelnen Grauwertes und vernachlässigen somit die Nachbarschaft des Bildpunktes. Regionenorientierte Methoden betrachten die Pixel in zusammenhängenden Regionen, welche homogene Bereiche abbilden. Kantenbasierte Verfahren arbeiten hingegen mit Diskontinuitäten des Grauwertverlaufs, indem sie Kanten detektieren und anschließend diese nachverfolgen. Allen drei Grundprinzipien ist gemein, dass sie nur einen Teil der verfügbaren Informationen nutzen. Im Gegensatz dazu zeichnet sich die Gruppe der modellbasierten Verfahren durch das Einbeziehen zusätzlicher Informationen über die exakte Form der zu detektierenden Objekte aus. (JÄHNE 2012, S. 512 ff.)

Die Darstellung der bei der Segmentierung berechneten Regionen erfolgt meist in Lauflängenkodierung. Das Gebiet wird dabei zeilenweise abgespeichert, wobei die Regionen in jeder Zeile aus mehreren Sehnen bestehen. Ausgehend von den Sehnen werden anschließend der Anfangs- und der Endpunkt in sortierter Form gespeichert, was mit geringem Speicherplatz auszukommen erlaubt und die Darstellung von überlappenden Regionen sicherstellt. (STEGER ET AL. 2008, S. 68)

Mit der Definition von ROIs wird ein entscheidender Vorteil im Laufzeitverhalten vieler Bildverarbeitungsalgorithmen erreicht, da das Arbeitsgebiet, respektive der Definitionsbereich der Operatoren, auf dieses Gebiet beschränkt wird (STEGER ET AL. 2008, S. 67). Eines der einfachsten und am häufigsten angewandten Segmentierungsverfahren ist die Schwellwertoperation, welche alle Pixel innerhalb der ROI zu einem Segment S zusammenfasst, deren Grauwert in einem definierten Bereich zwischen g_{min} und g_{max} liegt:

$$S = \{(i, j) \in R_B \mid g_{min} \leq g_{ij} \leq g_{max}\} \quad (2.31)$$

Die Anwendung ist immer dann sinnvoll, wenn das zu segmentierende Objekt und der Hintergrund deutlich unterschiedliche Grauwerte aufweisen. Zur Korrektur von Belichtungsvariationen können Kontrastnormierungen oder Helligkeits- und Kontrastausgleichsoperationen angewandt

2 Grundlagen

werden, sodass in der Regel die Schwellwerte eines Bildes nur einmalig bestimmt werden müssen. Vor allem im industriellen Umfeld liegen jedoch meist keine stabilen Bedingungen vor, sodass eine Bestimmung der Schwellwerte auf Grundlage des jeweiligen Bildes erfolgen muss. Eine Möglichkeit für die automatische Bestimmung eines geeigneten Schwellwertes ist die Analyse des Histogramms der Grauwerte. Durch die Objekte und den Hintergrund werden meist zwei Hauptmaxima im Histogramm verursacht, sodass die Wahl des Minimums zwischen diesen beiden Maxima für den Schwellwert herangezogen wird. (STEGER ET AL. 2008, S. 102 f.)

Für viele Bilder in der praktischen Anwendung ist eine globale Schwellwertoperation jedoch nicht sinnvoll, da sich kein allgemeingültiges Hintergrundbild bestimmen lässt oder die Beleuchtung sich nicht linear über den Bildverlauf ändert. In diesem Fall ist es sinnvoller, einen dynamischen Schwellwert zu definieren, um welchen sich das Objekt lokal vom Hintergrund unterscheiden muss:

$$S = \{(i, j) \in R_B \mid t_{ij} - g_{ij} \geq g_{diff}\} \quad (2.32)$$

Ein Segment besteht somit aus den Pixeln an den Koordinaten (i, j) innerhalb der gesamten Bildregion R_B , wobei die Differenz der Grauwerte zwischen dem transformierten Bild (t_{ij}) und dem Ausgangsbild (g_{ij}) größer gleich dem festgelegten Schwellwert g_{diff} sein muss. Durch vorheriges Glätten des Bildes wird die Größe der Elemente festgelegt, die durch die Segmentierung höchstens erkannt werden. (STEGER ET AL. 2008, S. 105)

Der entscheidende Nachteil der lokalen und der globalen Schwellwertoperation ist die fehlende Flächentreue der segmentierten Objekte. Da Objektkanten sich in der Regel nicht innerhalb einer Pixelbreite ändern, sondern einen Verlauf aufweisen, werden bei einem dunklen Hintergrund lichtschwache Objekte immer zu klein und lichtstarke Objekte immer zu groß segmentiert. Diese Problematik wird bei kantenbasierten Verfahren umgangen, indem die Definition einer Kante als das Maximum der ersten Ableitung und die Nullstelle der zweiten Ableitung herangezogen wird. Als Startpunkt der Segmentierung dient demnach ein Maximum des Betrages des Grauwertgradienten, welcher anschließend entlang der Objektkante im Bild verfolgt wird (JÄHNE 2012, S. 545).

Die regionenorientierten Verfahren der Segmentierung bringen den Aspekt der Zusammengehörigkeit eines Objektes zusätzlich in den Prozess ein. Dazu werden in einem iterativen Verfahren die Merkmalsbildung und die Segmentierung abwechselnd durchgeführt. Nachdem in einem ersten Schritt Merkmale unabhängig von Objektträgern berechnet werden, erfolgt auf der Basis dieser Ergebnisse eine erste Segmentierung. Die darauffolgende Merkmalsbildung berücksichtigt die Einteilung aus der vorläufigen Segmentierung, indem die auszuführenden Nachbarschafts-

operationen je nach Lage des zentralen Pixels der Maske nur auf Hintergrund- oder Objektpixel angewandt werden. Dieser Vorgang wird so lange wiederholt, bis das Verfahren zu einem Ergebnis konvergiert (JÄHNE 2012, S. 547 f.).

Wie schon eingangs erwähnt, werden bei diesen Segmentierungsverfahren Informationen, wie Größe und Form, über die zu segmentierenden Objekte berücksichtigt. Dies findet beim sogenannten *Template Matching* ebenfalls Anwendung, indem ein Bild des gesuchten Objektes mit dem Originalbild gefaltet wird. Daraus wird ein Ähnlichkeitsmaß berechnet, anhand dessen auf die Position des Objektes im Bild geschlossen werden kann (DEMANT ET AL. 2011, S. 108 f.). Ohne entsprechende Anpassungen reagiert das Template Matching empfindlich gegenüber leichten Änderungen der Schablone. Dies führt bei mehreren gesuchten Objekten zu einem stark erhöhten Rechenaufwand (DEMANT ET AL. 2011, S. 117).

Auf Basis einer segmentierten Bildregion erfolgt die Anwendung morphologischer Operatoren. Diese beschreiben bzw. beeinflussen die Form von Objekten und lassen sich auf die sechs Grundoperationen Vereinigung, Durchschnitt, Differenz, Komplement, Translation und Transposition zurückführen. Die Vereinigung $R_B \cup S$, der Durchschnitt $R_B \cap S$, die Differenz $R_B \setminus S$ und das Komplement \bar{R}_B werden analog zur Mengenlehre durch

$$R_B \cup S = \{p \mid p \in R_B \vee p \in S\} \quad (2.33)$$

$$R_B \cap S = \{p \mid p \in R_B \wedge p \in S\} \quad (2.34)$$

$$R_B \setminus S = \{p \mid p \in R_B \wedge p \notin S\} \quad (2.35)$$

$$\bar{R}_B = \{p \mid p \notin R_B\} \quad (2.36)$$

definiert. Neben diesen vier Mengenoperationen gehören mit Translation und Transposition zwei geometrische Transformationen zu den morphologischen Operatoren. Die Translation einer Region um den Vektor t_v wird durch

$$R_t = \{p \mid p - t_v \in R_B\} \quad (2.37)$$

definiert. Die Transposition entspricht einer Spiegelung am Ursprung:

$$R_f = \{-p \mid p \in R_B\} \quad (2.38)$$

Aus diesen Grundoperationen lassen sich alle weiteren morphologischen Operatoren ableiten, die zum Füllen von Löchern oder zur Abrundung scharfer Kanten in Graustufenbildern eingesetzt werden (STEGER ET AL. 2008, S. 126 ff.).

2.5 Statistische und numerische Methoden der Datenanalyse

In den folgenden Abschnitten werden Methoden behandelt, die dazu geeignet sind, Daten auszuwerten und dabei physikalische oder logische Zusammenhänge herzustellen. Diese Methoden bilden die Grundlage für die im weiteren Verlauf der Arbeit vorgestellten Algorithmen zur Datenanalyse der Spritzerbildung beim RLS.

2.5.1 Statistische Versuchsplanung und Regression

Die statistische Versuchsplanung (SVP) dient in erster Linie zur strukturierten und effizienten Erhebung von experimentellen Daten. Durch die anschließende Auswertung wird ein Zusammenhang zwischen den ausgewählten Prozessparametern, d.h. den sogenannten Faktoren x_i des betrachteten Systems, und einer oder mehreren Zielgrößen bzw. Qualitätsmerkmalen y_i hergestellt. Durch das Anwenden der SVP ist es möglich, einen hohen Informationsgewinn mit dem eingesetzten experimentellen Aufwand zu erzielen - ohne einen signifikanten Informationsverlust. Dennoch unterliegt jedes Experiment Fehlern, welche die Zuverlässigkeit der Ergebnisse einschränken. Hierbei wird zwischen systematischen und zufälligen Fehlern unterschieden. Systematische Fehler resultieren z. B. aus dem Einsatz ungeeigneter Messverfahren oder einem dejustierten Messgerät und haben zur Folge, dass der experimentell bestimmte Mittelwert der Zielgröße \bar{y} vom wahren Mittelwert der Grundgesamtheit um einen konstanten Summanden abweicht. Zufällige Fehler hingegen zeichnen sich durch eine Reduzierung der Reproduzierbarkeit aus und werden durch äußerlich einwirkende Störgrößen hervorgerufen. Für die Bewertung von zufälligen Fehlern wird in der SVP die Varianz σ^2 und die Standardabweichung σ herangezogen. (SCHEFFLER 1997, S. 13 f.)

Häufig werden quadratische Beschreibungsmodelle verwendet, um auch nicht-lineare Zusammenhänge zwischen dem Eingang und dem Ausgang des Systems abzubilden. Im Folgenden werden die wichtigsten Begrifflichkeiten anhand der beiden klassischen Designtypen Central-Composite-Design (CCD) und Box-Behnken-Design näher betrachtet. Für weiterführende Informationen zu Monte-Carlo-Verfahren, die zur zufälligen Auswahl von gleichmäßig verteilten Versuchspunkten dienen, und optimalen Versuchsplänen wird auf die entsprechende Fachliteratur verwiesen (P. GOOS ET AL. 2011; SCHEFFLER 1997; SIEBERTZ ET AL. 2010).

Im Versuchsplan werden die Faktoren auf verschiedenen Faktorstufen, kurz Stufen, variiert, um deren Effekt auf die Zielgröße zu messen. Das CCD setzt sich aus einem vollständigen

zweistufigen Versuchsplan, dem sogenannten Würfel und zusätzlichen Sternpunkten, zusammen. In Abbildung 2.4 links ist dies für drei Faktoren schematisch dargestellt. Die Sternpunkte werden durch die Variation des zentralen Faktorpunktes um den vom Benutzer festzulegenden Zentralpunktfaktor α erzeugt und übersteigen die Werte der Würfecken in mindestens einer Koordinatenrichtung.



Abbildung 2.4: Schematische Darstellung des CCD (links) und des Box-Behnken-Designs (rechts) für jeweils drei Faktoren mit dem Zentralpunktfaktor α (links)

Die Wahl des Wertes α beeinflusst entscheidend die Eigenschaften des Versuchsplans hinsichtlich Orthogonalität und Drehbarkeit. Die Orthogonalität eines Versuchsplans ist gegeben, wenn die Effekte der Faktoren vollständig voneinander getrennt werden können und nicht miteinander korrelieren. Die Drehbarkeit bedeutet, dass die Varianz der Vorhersage lediglich vom Abstand zum Zentralpunkt, jedoch nicht von der Richtung im Versuchsplan abhängt. (SIEBERTZ ET AL. 2010, S. 38 f.)

Die Berechnung des Wertes α hängt direkt von der Anzahl der Faktoren k sowie von der Gesamtanzahl an Versuchen $n_{ges} = 2^k + 2 \cdot k + 1$ ab und ergibt sich ohne Versuchswiederholungen zu (SCHEFFLER 1997, S. 237 ff.):

$$\alpha = \sqrt{0,5 \cdot \left(\sqrt{n_{ges} \cdot 2^k} - 2^k \right)} \quad \text{Orthogonalität} \quad (2.39)$$

$$\alpha = \sqrt[4]{2^k} \quad \text{Drehbarkeit} \quad (2.40)$$

In der Praxis stellen die Sternpunkte manchmal problematische Faktorstufen dar, da sie über die Systemgrenzen der verwendeten Anlagentechnik reichen können. Aus diesem Grund wird oft das Box-Behnken-Design verwendet, das gezielt die Ecken (Extremwerte) des Versuchsplans ausspart. Dies ist in der rechten Hälfte von Abbildung 2.4 durch den grau schattierten Bereich

2 Grundlagen

verdeutlicht.

Die Regression befasst sich im Anschluss an die Erhebung der Daten mit der Auswertung und der Modellbildung. Hierfür wird meist die klassische multiple lineare Regression herangezogen, die von unabhängigen und gleichverteilten Fehlern ausgeht. Der funktionale Zusammenhang $y = f(x_1, \dots, x_n) + \varepsilon$ zwischen der Zielgröße y und den erklärenden Variablen x_i wird über die Schätzung der jeweiligen Koeffizienten β_k erreicht. Dabei wird der zufällige, additive Fehler ε vom funktionalen Zusammenhang getrennt. Somit ergibt sich die folgende Gleichung für die Beschreibung eines linearen Modells:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_{i1} + \dots + \beta_k \cdot x_{ik} + \varepsilon_k \quad (2.41)$$

Hierin gibt der Index $i = 1, \dots, n$ die Anzahl der durchgeführten Versuche an. An dieser Stelle sei erwähnt, dass die Gleichung 2.41 auch dann noch einen linearen Zusammenhang darstellt, wenn einzelne oder alle Variablen x_{ik} durch Funktionale wie $1/x_{ik}$ oder $\sqrt{x_{ik}}$ ersetzt werden. Entscheidend ist die lineare Verknüpfung der einzelnen Variablen zueinander und somit zu y_i . Zur Berechnung der Koeffizienten β_k wird Gleichung 2.41 in Matrixnotation geschrieben und nach dem Vektor $\boldsymbol{\beta}$ aufgelöst:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.42)$$

$$\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})^{-1} \cdot \mathbf{X}^T \cdot \mathbf{y} \quad (2.43)$$

Hierbei muss darauf geachtet werden, dass die sogenannte Designmatrix \mathbf{X} nicht zwangsläufig eine quadratische Form aufweist. Um eine Invertierung und somit die Lösung des Gleichungssystems zu ermöglichen, muss $\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X}$ berechnet werden. Damit im Anschluss an die Bestimmung der Koeffizienten $\boldsymbol{\beta}$ die Konstruktion von Konfidenzintervallen und die Durchführung von Hypothesentests möglich ist, wird angenommen, dass die zufälligen Fehler $\boldsymbol{\varepsilon}$ zumindest approximativ normalverteilt sind. (FAHRMEIR ET AL. 2009, S. 61 f.)

2.5.2 Künstliche neuronale Netze

Künstliche neuronale Netze wurden erstmals für die Lösung mathematischer Problemstellungen durch PITTS ET AL. (1947) vorgestellt. Grundsätzlich wird zwischen rekursiven und sogenannten Feed-forward-Netzen unterschieden. Da in dieser Arbeit ausschließlich Feed-forward-Netze eingesetzt werden, wird für nähere Informationen bezüglich rekursiver Netze auf die entsprechende

2.5 Statistische und numerische Methoden der Datenanalyse

Fachliteratur verwiesen. (G. GOOS 1998; HAGAN ET AL. 1997; ROJAS 2013)

Die Grundeinheit für jedes KNN bildet ein sogenanntes Neuron mit seiner skalaren Eingangsgröße p_i und seiner Ausgangsgröße a (Abbildung 2.5).

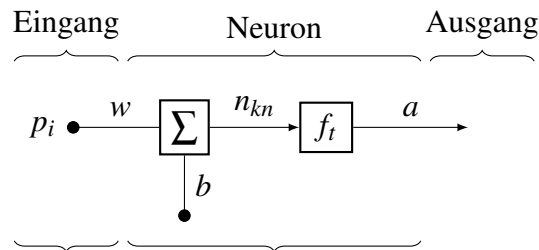


Abbildung 2.5: Schematische Darstellung eines einzelnen Neurons in Anlehnung an (HAGAN ET AL. 1997, S. 38)

Hieraus wird die Berechnungsvorschrift zwischen p_i und a ersichtlich. Die Eingangsgröße wird mit einem sogenannten Gewicht w multipliziert und mit dem Bias b summiert, bevor die Ausgangsgröße mithilfe der Übertragungsfunktion f_t berechnet wird. Dies lässt sich auch in Form der Gleichung $a = f_t(p_i \cdot w + b)$ ausdrücken. Für die Wahl einer Übertragungsfunktion ist grundsätzlich jede Funktion denkbar, jedoch wird in der Praxis meist eine der in Tabelle 2.1 enthaltenen Funktionen verwendet.

Das einfache Beispiel aus Abbildung 2.5 beschreibt ein Neuron mit einem einzigen Eingang. Jedoch lässt sich die Beschreibungsvorschrift auf beliebig viele Eingangsgrößen erweitern, indem an Stelle von Skalaren Vektoren verwendet werden. Die Berechnung des Ausgangswertes a lautet dementsprechend in Vektornotation wie folgt:

$$\mathbf{a} = f_t(\mathbf{W} \cdot \mathbf{p}_i + b) \quad (2.44)$$

Mithilfe der Formulierung eines einzelnen Neurons ist es möglich, Netzwerkarchitekturen zu konstruieren. Diese Architekturen bestehen aus mehreren Neuronen, die über ihre multiplen Eingangsgrößen miteinander verknüpft sind. Der Ausgang eines solchen KNN ist ebenfalls ein Vektor \mathbf{a} , dessen Größe von der Anzahl der verwendeten Neuronen abhängt.

2 Grundlagen










Name	Ausgang/Eingang	Symbol
Hard Limit	$a = 0 \quad n_{kn} < 0$ $a = 1 \quad n_{kn} \geq 0$	
Symmetrical hard limit	$a = -1 \quad n_{kn} < 0$ $a = 1 \quad n_{kn} \geq 0$	
Linear	$a = n_{kn}$	
Saturating linear	$a = 0 \quad n_{kn} < 0$ $a = n_{kn} \quad 0 \leq n_{kn} \leq 1$ $a = 1 \quad n_{kn} > 1$	
Symmetric saturating linear	$a = -1 \quad n_{kn} < -1$ $a = n_{kn} \quad -1 \leq n_{kn} \leq 1$ $a = 1 \quad n_{kn} > 1$	
Log-sigmoid	$a = 1/(1+e^{-n_{kn}})$	
Hyperbolic tangent sigmoid	$a = \frac{e^{n_{kn}} - e^{-n_{kn}}}{e^{n_{kn}} + e^{-n_{kn}}}$	
Positive Linear	$a = 0 \quad n_{kn} < 0$ $a = n_{kn} \quad 0 \leq n_{kn}$	
Competitive	$a = 1 \quad \text{Schwellwert} \leq n_{nk}$ $a = 0 \quad \text{Schwellwert} > n_{nk}$	

Tabelle 2.1: Übersicht über gängige Übertragungsfunktionen für KNN nach HAGAN ET AL. (1997, S. 41)

Für ein beliebiges einschichtiges Netzwerk mit einer Anzahl von N_s Neuronen und R_n Eingangsgrößen ergibt sich die folgende Matrix für die Gewichte \mathbf{W} :

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,R_n} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \cdots & w_{2,R_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{N_s,1} & w_{N_s,2} & \cdots & w_{N_s,R_n} \end{bmatrix} \quad (2.45)$$

2.5 Statistische und numerische Methoden der Datenanalyse

Durch die Hinzunahme weiterer Schichten wird die Komplexität und die Lernfähigkeit von KNN erhöht. Das bedeutet, dass die Ausgänge der vorangegangenen Neuronen den Folgenden als Eingang dienen. Auf diese Weise wird für jede Schicht i_s eine Gewichtematrix \mathbf{W}^{i_s} , ein Biasvektor \mathbf{b}^{i_s} und eine Übertragungsfunktionen $f_t^{i_s}$ definiert. Die Neuronen zwischen der ersten und der letzten Schicht werden auch versteckte Schichten genannt. (HAGAN ET AL. 1997, S. 44 ff.)

Um mithilfe eines KNN Werte anhand der Eingangsgrößen vorherzusagen, müssen zunächst die Gewichte und der Bias trainiert werden. Das bedeutet, dass mithilfe eines Trainingsalgorithmus und bereits vorhandener Daten die Gewichte und der Bias für eine bestmögliche Anpassung bestimmt werden. Häufig verwendete Trainingsalgorithmen sind die *Backpropagation* und sämtliche Abwandlungen davon. Für nähere Informationen bezüglich Trainingsalgorithmen wird auf die Fachliteratur verwiesen (G. GOOS 1998; HAGAN ET AL. 1997; ROJAS 2013).

Eine Spezialform der KNN sind die sogenannten *Competitive-Layer-Netzwerke*. Diese gehören zu der Kategorie der KNN, die durch unüberwachtes Lernen trainiert werden. Der zu analysierende Datensatz muss lediglich die Eingangsgrößen enthalten, wobei die zugehörigen Ausgänge noch unbekannt sind. Competitive Layer ermöglichen also nach dem Training das Clustern der Eingangsgrößen. Dazu ist mindestens eine Schicht von Neuronen mit der Übertragungsfunktion *Competitive* (vgl. Tabelle 2.1) notwendig. Wird das Netz mit einem Eingang beaufschlagt, wird abhängig von den Startwerten der Gewichte und des Bias nur ein Neuron angeregt und die anderen werden abgeschwächt. Somit werden unterschiedliche Neuronen für unterschiedliche Eingangsgrößen sensitiv reagieren. (HAGAN ET AL. 1997, S. 622)

Eine mögliche Regel für das Trainieren eines Competitive Layer besteht darin, dass die Zeile der Gewichtematrix mit dem geringsten Abstand zum Eingangsvektor weiter in dessen Richtung bewegt wird. Dies wird auch *Kohonen-Regel* genannt (KOHONEN 1989). Die mathematische Formulierung lautet dementsprechend wie folgt:

$$\mathbf{w}_i(q) = \mathbf{w}_i(q-1) + \alpha_l \cdot (\mathbf{p}(q) - \mathbf{w}_i(q-1)) \quad (2.46)$$

Darin ist \mathbf{w}_i die i -te Zeile der Gewichtematrix, q die Iterationsanzahl während des Trainierens, \mathbf{p} der Eingangsvektor und α_l die Lerngeschwindigkeit, welche zwischen 0 und 1 variiert werden kann. Da eine niedrige Lerngeschwindigkeit zu einer langsamen Konvergenz führt, jedoch ein zu hohes α_l eine Oszillation um den gewünschten Zielwert bewirkt, ist die geeignete Wahl von α_l für jeden Anwendungsfall erneut vorzunehmen. Abbildung 2.6 veranschaulicht die Kohonen-Regel im zweidimensionalen Raum.

2 Grundlagen

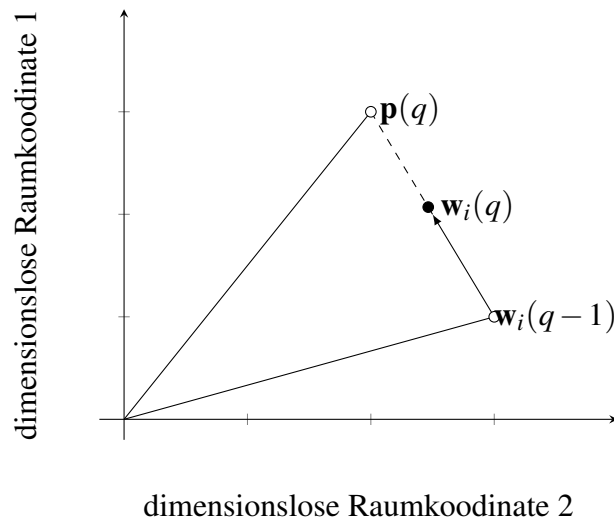


Abbildung 2.6: Schematische Darstellung der Kohonen-Regel in Anlehnung an (HAGAN ET AL. 1997, S. 622)

Die Anzahl der verwendeten Neuronen bestimmt demnach, in wie viele Cluster die Eingangsgrößen eingeteilt werden. Wird der Trainingsalgorithmus kontinuierlich auf veränderliche Eingangsdaten angewandt, reagiert das Netz flexibel und passt sich entsprechend den neuen Anforderungen an.

2.6 Zusammenfassung

Im vorliegenden Kapitel wurden die für diese Arbeit relevanten Grundlagen hinsichtlich der Laserfertigungstechnik, der Bildverarbeitung sowie der Datenanalyse vorgestellt. Jeder Abschnitt ist inhaltlich auf die für die Arbeit wesentlichen Aspekte der jeweiligen Themengebiete beschränkt. Für die Laserfertigungstechnik wird auf die weiterführende Literatur (BEYER 1995; DOWDEN 2009; GLADUSH ET AL. 2011; POPRAWA 2005; STEEN 2003) verwiesen.

Bezüglich der Bildverarbeitung stehen unter anderem die Fachbücher (JAIN ET AL. 1995; SANZ 2012) und (SONKA ET AL. 2014) zur Verfügung.

Die Datenanalyse ist ebenfalls ein stark beforschtes Themengebiet, in welchem die Fachbücher (HAN ET AL. 2011; WITTEN ET AL. 2005) und (SEBER ET AL. 2012) zur Vertiefung der hier angesprochenen Themen dienen.

3 Stand der Wissenschaft und Technik

3.1 Allgemeines

Im vorliegenden Kapitel zum Stand der Wissenschaft und Technik liegen die Schwerpunkte auf *RLS mit Scanneroptiken*, auf der *Spritzerbildung beim Laserstrahlschweißen* und auf aktuellen *Forschungsansätzen in der Bildverarbeitung*.

Der erste Abschnitt dieses Kapitels fokussiert sich auf den Aufbau, die Funktionsweise und aktuelle Anwendungsgebiete von Scanneroptiken, welche für den weiteren Verlauf der Arbeit von Bedeutung sind. Da im Allgemeinen die Entstehung von Spritzern zu Qualitätseinbußen sowohl für die Systemtechnik als auch für das Prozessergebnis führt, werden im zweiten Abschnitt Forschungsarbeiten zur Spritzerbildung diskutiert. Abschließend werden Veröffentlichungen zu aktuellen Forschungsergebnissen in der industriellen Bildverarbeitung thematisiert, welche in Zukunft auch in der Fertigungstechnik zum Einsatz kommen sollen.

3.2 Remote-Laserstrahlschweißen mit Scanneroptiken

Das Laserstrahlschweißen mit Scanneroptiken besitzt aufgrund des hohen Arbeitsabstandes eine hohe Flexibilität hinsichtlich der industriellen Einsatzbereiche. Bislang wird es allerdings hauptsächlich für Spezialanwendungen eingesetzt. Mit der Integration einer Prozessbeobachtung in Scanneroptiken kann sich das Anwendungsspektrum verbreitern. In den beiden folgenden Abschnitten wird daher zunächst das Funktionsprinzip von Scanneroptiken erörtert und anschließend wird auf aktuelle Forschungsarbeiten eingegangen, welche prozesstechnische Vorteile gegenüber konventionellen Schweißverfahren untersuchen bzw. untersuchen.

3.2.1 Aufbau und Funktionsweise

Die Funktionsweise sowie die dazu notwendigen systemtechnischen Komponenten einer Scanneroptik inklusive Prozesskamera sind in Abbildung 3.1 dargestellt.

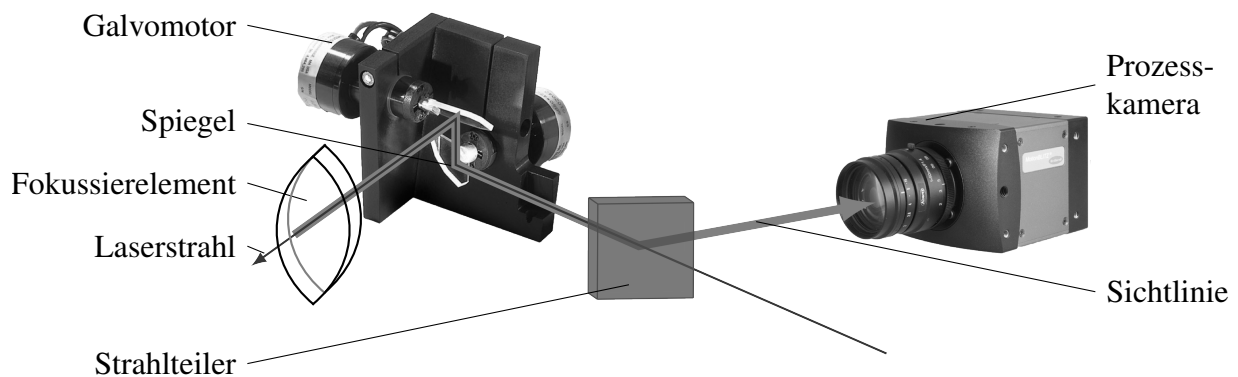


Abbildung 3.1: Darstellung einer Scanneroptik inklusive Strahlteiler und Prozesskamera

Ein weit verbreiteter Aufbau von Scanneroptiken für die Materialbearbeitung ist der sogenannte Schwenkspiegelscanner. Durch den Einsatz von zwei drehbar gelagerten Spiegeln wird eine schnelle Ablenkung des Laserstrahls ermöglicht. Der Grund hierfür ist die geringe Masse und somit die geringe Trägheit der Spiegel, welche für hochdynamische Anwendungen aus Siliziumcarbid gefertigt werden. Für die Strahlformung und Fokussierung auf dem Werkstück existieren zwei unterschiedliche Bauformen, die Pre- und Post-Objective-Scannersysteme. Bei Pre-Objective-Scannersystemen erfolgt die Fokussierung mittels F-Theta-Linsen, welche eine ortsabhängige bzw. auslenkungsabhängige Brennweite besitzen und auf diese Weise den Fokus des Laserstrahls von einem Kugelsegment auf eine Ebene projizieren. Post-Objective-Scannersysteme hingegen verwenden eine verschiebbare Linse, welche bereits vor der Strahlablenkung durch die Spiegel eine Anpassung der Brennweite vornimmt und auf diese Weise eine Fokussierung des Laserstrahls auf das Werkstück realisiert. (ZÄH ET AL. 2010)

In Abbildung 3.1 sind die strahlformenden Elemente lediglich schematisch abgebildet, um neben den Spiegeln auch eine übersichtliche Darstellung des Strahlteilers zu ermöglichen. Diese Komponente erlaubt die Überwachung der Prozesszone koaxial zum Laserstrahl. Um eine Fokussierung des bildgebenden Lichtbündels zu ermöglichen, sind in der Sichtlinie ebenfalls strahlformende Elemente verbaut. Die Kombination aus diesen Linsen und dem Strahlteiler wird oftmals als Beobachtungsmodul bezeichnet. Mithilfe dieses Moduls muss keine spezielle Vorrich-

3.2 Remote-Laserstrahlschweißen mit Scanneroptiken

tung für eine ruhende Prozesszone verwendet werden, um den Schweißprozess kontinuierlich zu beobachten. Die wesentlichen Bestandteile des Beobachtungsmoduls sind ein Strahlteiler für die wellenlängenabhängige Trennung von Laserlicht und Beobachtungslicht sowie ein Linsenpaket für die scharfe Abbildung der Prozesszone auf dem Kamerasensor.

Eine Scanneroptik nach dem in Abbildung 3.1 dargestellten Prinzip ermöglicht neben einer schnellen Strahlablenkung auch die Überlagerung von speziellen Schweißtrajektorien mit der Vorschubbewegung. Eine weit verbreitete Ausprägung dieser Schweißtrajektorien ist die Strahloszillation, welche der linearen Vorschubbewegung eine harmonische oszillatorische Komponente überlagert. Die zeitabhängige Position $\left([x_w(t), y_w(t)]^T\right)$ des Laserstrahls auf dem Werkstück wird dann durch Gleichung 3.1 beschrieben:

$$\begin{bmatrix} x_w(t) \\ y_w(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_w \cdot t + A_x \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot f_x \cdot t + \varphi_x) \\ A_y \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot f_y \cdot t + \varphi_y) \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Zur Berechnung der Position in x-Richtung wird die lineare Vorschubgeschwindigkeit v_w additiv mit dem oszillatorischen Anteil verknüpft. Dieser ist bei harmonischer Oszillation durch die Oszillationsamplitude A_x , die Oszillationsfrequenz f_x und die Phasenverschiebung φ_x definiert. In y-Richtung liegt lediglich die oszillatorische Komponente der Bewegung vor. Die kommerziell am häufigsten eingesetzte Oszillationsform wird *zirkuläre Strahloszillation* genannt und vereinfacht für eine feste Phasenverschiebung von $\Delta\varphi = \pi/2$ bei Frequenz- und Amplitudengleichheit ($f_x = f_y = f_o$ und $A_x = A_y = A_o$) die Gleichung 3.1 zu:

$$\begin{bmatrix} x_w(t) \\ y_w(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_w \cdot t + A_o \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot f_o \cdot t) \\ A_o \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot f_o \cdot t + \pi/2) \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Durch die beiden Freiheitsgrade f_o und A_o ist eine variable Energieeinbringung auf der Werkstückoberfläche möglich. Dadurch werden prozesstechnische Vorteile wie z. B. eine gesteigerte Spaltüberbrückbarkeit oder eine Einflussnahme auf die Spritzerbildung realisiert. Die Untersuchungen zu den sich daraus ergebenden Anwendungen werden im folgenden Abschnitt näher erörtert.

3.2.2 Schweißtechnische Anwendungen

ALBERT ET AL. (2013) zeigten das Potenzial der Strahloszillation für schweißtechnische Anwendungen im Detail auf. Es wurde unter anderem dargelegt, wie mithilfe der Oszillationsamplitude

3 Stand der Wissenschaft und Technik

und der Oszillationsfrequenz Einfluss auf die Spritzerbildung, die Oberflächenstruktur und die Schmelzbadgeometrie genommen werden kann. Darüber hinaus konnte nachgewiesen werden, dass durch geeignete Strahloszillation eine Spaltüberbrückbarkeit bis 0,8 mm beim Schweißen von Kehlnähten realisiert werden kann.

Untersuchungen zum Laserstrahlschweißen von Aluminiumlegierungen mit Oszillationsfrequenzen von über 1000 Hz wurden von BEREND ET AL. (2005) durchgeführt. Hierbei konnte belegt werden, dass die Schweißnahtqualität bei hohen Vorschubgeschwindigkeiten mittels der Strahloszillation verbessert wird. Dies führten die Autoren auf einen reduzierten Humping-Effekt zurück (BERGER ET AL. 2011). Außerdem konnte eine Reduktion der Porenbildung für Oszillationsfrequenzen von über 1500 Hz nachgewiesen werden.

MARTUKANITZ ET AL. (2005) untersuchten, wie die Dampfkapillare beim Tiefschweißen durch eine geeignete Strahloszillation stabilisiert werden kann. Es zeigte sich eine starke Abhängigkeit der Schweißnahtqualität von der eingestellten Oszillationsfrequenz. Allerdings konnte nur in einem schmalen Parameterbereich eine Stabilisierung nachgewiesen werden. Zusätzlich wurden weitere Vorteile der Strahloszillation wie eine verbesserte Kontrolle der Einschweißtiefe und der Nahtwurzelbreite identifiziert.

Nähere Analysen zum Einfluss der Strahloszillation auf Schwankungen der Einschweißtiefe stellten REITER ET AL. (2009) an. Die Ergebnisse zeigen, dass die Schwankungen der Einschweißtiefe besonders bei Faserlasern mit einer hohen Strahlbrillanz auftreten, da sich hier ein besonders tiefes und schmales Schmelzbad und ggf. eine Dampfkapillare ausbildet. Als Gegenmaßnahme wurde nachgewiesen, dass die Schwankungen in der Einschweißtiefe ab einer Oszillationsfrequenz von 700 Hz signifikant reduziert werden.

3.3 Spritzerbildung beim Remote-Laserstrahlschweißen

Die Ausführungen zum Stand der Technik hinsichtlich der Spritzerbildung beim Laserstrahlschweißen werden im Folgenden in die vier Schwerpunkte *integrale Betrachtung der Spritzerbildung*, *modellbasierte Ansätze zur Beurteilung der Spritzerbildung*, *kamerabasierte Ansätze zur Spritzererkennung* und *Qualitätssicherung hinsichtlich Spritzerbildung* untergliedert.

3.3.1 Integrale Betrachtung der Spritzerbildung

Bereits vor der Verwendung des Laserstrahls als Energiequelle für das Schmelzschweißen waren die Spritzerbildung und die damit verbundenen negativen Auswirkungen auf die Qualität der Produkte Gegenstand wissenschaftlicher Untersuchungen. BIDANDA ET AL. (1989) fotografieren die resultierende Schweißnaht eines Schutzgasschweißprozesses und werten anschließend die am Blech anhaftenden Spritzer mittels Bildverarbeitung aus. Damit ergab sich eine erste Abschätzung für die Anzahl an entstandenen Spritzern. Allerdings konnte keine Aussage dazu getroffen werden, wie viele der tatsächlich entstandenen Spritzer mit dieser Methode ermittelt wurden.

Ein weiteres Verfahren zur quantitativen Beurteilung der entstandenen Spritzer ist das Wiegen von Versuchsblechen vor und nach dem Schweißvorgang. Aus dem Massenunterschied der geschweißten Bleche lässt sich die Gesamtmasse des durch Spritzer verlorengegangenen Werkstoffes bestimmen. Diese Methode wurde unter anderem von GÄRTNER ET AL. (2009) und OEFELE (2012) verwendet, um eine Aussage über das Spritzeraufkommen treffen zu können und um Maßnahmen zur Spritzerreduktion abzuleiten und zu bewerten.

Die zwei bisher beschriebenen Methoden weisen den Nachteil auf, dass eine Auswertung bezüglich der Spritzer erst nach dem Ende des Schweißprozesses möglich ist und dass lediglich eine integrale, d. h. nicht zeitlich aufgelöste, Information über das Spritzerverhalten zur Verfügung gestellt wird. Dies bedeutet, dass eine Qualitätssicherung sowie Qualitätsbewertung während des Prozesses mithilfe dieser Verfahren nicht möglich ist.

3.3.2 Modellbasierte Ansätze zur Beurteilung der Spritzerbildung

Neben den oben genannten Ansätzen zur Messung von Spritzern liegt ein weiterer Forschungsschwerpunkt auf der Ursachen-Analyse und der damit verbundenen physikalischen Beschreibung der Spritzerentstehung. Im Folgenden werden Veröffentlichungen sowohl zu simulationsbasierten als auch zu empirischen Modellen hierfür diskutiert.

Bei simulationsbasierten wie auch bei empirischen Untersuchungen steht die Neigung der Frontwand der beim Tiefschweißen entstehenden Dampfkapillare sowie die Fokussierbarkeit des Laserstrahls und der damit verbundene Ablöswinkel von Spritzern im Zentrum einiger Untersuchungen (WEBERPALS ET AL. 2007, 2008, 2011). Zahlreiche Veröffentlichungen betrachteten zusätzlich die Dynamik der Dampfkapillare und die entstehenden Schmelzbadströmungen wäh-

3 Stand der Wissenschaft und Technik

rend des Schweißprozesses (FABBRO 2010; MATSUNAWA ET AL. 1998). Darüber hinaus wurden numerische Modelle zur Beschreibung der beobachteten Phänomene entwickelt, um Effekte wie den Phasenwechsel des Werkstoffes beschreiben zu können (COURTOIS ET AL. 2013; GEIGER ET AL. 2009). Weitere Veröffentlichungen fokussierten sich auf die Übertragung der gewonnenen Erkenntnisse im Hinblick auf das Zusammenspiel von fluiddynamischen und thermischen Effekten und seine Wirkung auf die Spritzerbildung (BERGER ET AL. 2010; HUGGER ET AL. 2013).

Ein experimenteller Ansatz zur modellbasierten Beschreibung (empirisches Modell) der Spritzerentstehung verwendete Hochgeschwindigkeits-Röntgenaufnahmen des Schweißprozesses von Kupfer, um Informationen über die Fluktuationen (dynamische Formänderung) der Dampfkapillare zu erhalten (HEIDER ET AL. 2013). Dabei wurde die Bildung von Gasblasen innerhalb der Schmelze an der Rückwand der Dampfkapillare als treibender Effekt für den Auswurf von Spritzern erkannt. Diese Erkenntnis wurde im Rahmen des IGF-Vorhabens 17.625N (ZeSAR) erarbeitet (DVS-BERICHT 2014). Eine Zusammenfassung und Charakterisierung der beobachteten Effekte, die zur Spritzerablösung führen, lieferten KAPLAN ET AL. (2011). Zudem wurden in dieser Veröffentlichung erstmals qualitative Zusammenhänge zwischen Prozessgrößen, Werkstoffeigenschaften und dem Spritzeraufkommen ermittelt.

Die folgenden Punkte konnten als grundlegende verantwortliche physikalische Effekte für die Entstehung von Schweißspritzern identifiziert werden:

- Instationäre Wechselwirkung zwischen Metaldampf- und Schmelzeströmung (HÜGEL ET AL. 2009)
- Variation der Legierungselementen zur Beeinflussung Verdampfungstemperatur (KAPLAN ET AL. 2011)
- Neigung der Frontwand der Dampfkapillare (WEBERPALS ET AL. 2011)
- Anhäufung von Schmelze an der Rückwand der Dampfkapillare (HUGGER ET AL. 2013)
- Bildung von Gasblasen (Metaldampf) an der Rückwand der Dampfkapillare (HEIDER ET AL. 2013)

Einer industriellen Anwendung zur Identifizierung von Prozessparametern mit geringer Spritzerbildung würde eine verkürzte Rechenzeit der Simulationsmodelle zugute kommen. Die Verkürzung der Rechenzeit würde aktuell allerdings eine inakzeptable Ungenauigkeit der Ergebnisse mit

3.3 Spritzerbildung beim Remote-Laserstrahlschweißen

sich bringen, da Vereinfachung hinsichtlich der physikalischen Effekte getroffen werden müssen. Neben der Ursachenuntersuchung zur Spritzerbildung würde eine Online-Qualitätssicherung (Online-QS) für viele Unternehmen eine Reduktion des Ausschusses ermöglichen, denn eine Online-QS wäre in der Lage, evtl. auftretende Ungenauigkeiten in der Prozessführung, der verwendeten Werkstoffe und der Spannsituation zu erkennen und somit vorher nicht berechenbare Ereignisse aufzuzeigen.

Die Bestimmung empirischer Modelle für die Beschreibung der Spritzerbildung war in allen angesprochenen Arbeiten mit einem hohen mess- und labortechnischen Aufwand verbunden. Dies zeigt sich an teuren Messmitteln wie Hochgeschwindigkeitskameras und speziell konstruierten Prüfständen. Dieser Umstand erschwert vor allem kleinen und mittleren Unternehmen die Durchführung solcher Untersuchungen für ihre eigenen Prozesse. Experimentelle Untersuchungen sowie eine erneute Modellbildung sind allerdings für Anwender unabdingbar, da alle empirischen Modelle nur für die erhobene Datenbasis Gültigkeit besitzen. Hinzu kommt, dass ein umfangreiches Expertenwissen benötigt wird, um die im Labor gewonnenen Erkenntnisse zur Spritzerentstehung auf einen Serienprozess zu übertragen.

Zusammenfassend gilt, dass modellbasierte Ansätze bereits tiefe Einblicke in die Entstehungsmechanismen von Spritzern beim Laserstrahlschweißen geben und somit das Reduzieren von Spritzern ermöglichen. Allerdings ist die modellbasierte Bestimmung spritzerarmer Prozessparameter nach wie vor mit einem hohen Zeit- und Kostenaufwand verbunden und aufgrund der Individualität der Problemstellung nicht sinnvoll automatisierbar.

3.3.3 Kamerabasierte Ansätze zur Spritzererkennung

Eine kamerabasierte Überwachung des Prozessverlaufs ist für Laserschweißoptiken mit einem unveränderlichen optischen System bereits Stand der Technik (MÜLLER-BORHANIAN ET AL. 2004). Diese Systemtechnik lässt sich allerdings auf Scanneroptiken aufgrund des gesteigerten Arbeitsabstandes und der optischen Verzeichnung und Verzerrung durch zwei Umlenkspiegel und weitere Linsen nicht direkt übertragen. Die Elimination von Abbildungsfehlern eines optischen Systems wird Rektifizierung genannt und wird für einfache Objektive mithilfe einer herstellerbezogenen Korrekturdatei erreicht, die bei vielen kommerziell verfügbaren Produkten bereits mitgeliefert wird. Eine Methode zur Rektifizierung eines gesamten Scanfeldes wurde von BRAUNREUTHER ET AL. (2015) vorgestellt. Nach erfolgter Rektifizierung der Bilddaten ist das Nachverfolgen und das Erheben von Messwerten für Schweißspritzer möglich. Bezüglich der

3 Stand der Wissenschaft und Technik

Nachverfolgung von Schweißspritzern wurde eine Grundlage für das nachgeschaltete Auswerten von Hochgeschwindigkeitsaufnahmen unter Zuhilfenahme eines Kalman-Filters geschaffen (JÄGER ET AL. 2008; SCHWEIER ET AL. 2013). Beide Arbeiten beruhen allerdings auf einer Auswertung nach dem Prozess und erfordern die Durchsicht der Ergebnisgrößen, wie Anzahl, Richtung und Abmessungen der Spritzer, durch Experten/innen.

Weitere Arbeiten zur Spritzerbildung befassten sich mit der schnellen und robusten Erkennung von Spritzern bei Durchschweißungen von verzinkten Stahlblechen (NICOLOSI ET AL. 2012a,c). Ein erster Ansatz zur Steigerung der Auswertegeschwindigkeit für die Spritzererkennung auf der Basis von Kameraaufnahmen wurde von LAHDENOJA ET AL. (2014) erforscht. Eine koaxiale Prozessbeobachtung mittels Hochgeschwindigkeitsaufnahmen zur Überwachung des Schmelzbad beim Laserstrahlpunktschweißen wurde ebenfalls untersucht (STACHE ET AL. 2007). Hierbei stand die robuste und schnelle Messung der Schmelzbadbreite im Vordergrund. Zusätzlich wurde auch ein Algorithmus zur Detektion von Schweißspritzern erstellt, welcher auf der Erkennung von Ausreißern mithilfe des Random-Sample-Consensus-Algorithmus beruht. Um Erkenntnisse über die Entstehungsmechanismen von Schweißspritzern zu erlangen, wurde ein Ansatz basierend auf der Kombination von Hochgeschwindigkeitsaufnahmen mit Röntgenaufnahmen vorgestellt (LI ET AL. 2014). Als Ergebnis wurde für das Laserstrahlschweißen von Edelstahl mit einer Festoptik festgehalten, dass die Verteilung der absorbierten Energie in der Dampfkapillare einen entscheidenden Einfluss auf die Anzahl der entstehenden Schweißspritzer besitzt. Für Untersuchungen hinsichtlich der Entstehungsmechanismen von Schweißspritzern bei hohen Einschweißiefen wurden ebenfalls Hochgeschwindigkeitsaufnahmen eingesetzt (M. ZHANG ET AL. 2013). Insbesondere wurde ein Bildverarbeitungsalgorithmus zur Auswertung der Geometrieänderung der Dampfkapillare entwickelt und daraus ein signifikanter Zusammenhang zwischen der Spritzerentstehung und der Einschweißtiefe abgeleitet.

Zur Sicherung der Schweißnahtqualität nutzten Y. ZHANG ET AL. (2015) eine Kombination aus einer Hauptkomponentenanalyse und einem KNN. Die Hauptkomponentenanalyse diente hierbei dazu, redundante Informationen aus den Bilddaten des Schweißprozesses zu entfernen. Das KNN wurde anschließend mithilfe der aus den Bildern extrahierten Informationen trainiert, um den Einfluss der Dynamik im Schmelzbad auf die resultierende Schweißnahtqualität vorherzusagen. Das resultierende Modell wurde für zwei unterschiedliche Schweißgeschwindigkeiten getestet und erfolgreich verifiziert.

Die Entstehung und das Verhalten von Schweißspritzern wurde für das Laserstrahlschmelzen untersucht (GUNENTHIRAM ET AL. 2018). Die Entstehungsmechanismen und die charakteristischen Eigenschaften der Spritzer unterscheiden sich aufgrund des pulverförmigen Grundwerk-

3.3 Spritzerbildung beim Remote-Laserstrahlschweißen

stoffes allerdings erheblich. Dennoch werden auch bei diesem Anwendungsfall Hochgeschwindigkeitsaufnahmen eingesetzt, um das Spritzerverhalten zu messen.

Aufgrund der vielfältigen Sensorkonzepte zur Überwachung eines Schweißprozesses wurden zahlreiche wissenschaftliche Arbeiten veröffentlicht, die eine umfangreiche Übersicht und Bewertung möglicher Sensoren liefern (STAVRIDIS ET AL. 2018; YOU ET AL. 2013). Hierbei wurden als Vorteile für eine optische Prozessüberwachung mittels einer Kamera die verhältnismäßig geringen Kosten und die hohe Flexibilität bei der Messung unterschiedlicher Qualitätsmerkmale genannt. Die Prozessüberwachung mittels Kameratechnik in Kombination mit modernen Methoden zur Datenauswertung besitzt das Potenzial, einen Mehrwert für produzierende Unternehmen in Bezug auf die Qualitätssicherung zu schaffen. Ein großer Nutzen wird sich allerdings durch die Weiterentwicklung hin zu einer automatisierten und kompakten Messtechnik ergeben, da dadurch sowohl die Anschaffungskosten als auch die Personalkosten für die Auswertung und Analyse der Daten gesenkt werden können.

Aus diesem Grund wurden auch im Rahmen der vorliegenden Arbeit alle Untersuchungen mithilfe einer Prozesskamera durchgeführt. Um dem Aspekt der Validierung Rechnung zu tragen, werden im folgenden Abschnitt Forschungsarbeiten analysiert und darauf aufbauend in Kapitel 6 eine Methode zur systematischen Validierung vorgestellt.

3.3.4 Qualitätssicherung hinsichtlich Spritzerbildung

Motiviert durch die große Relevanz der Spritzerbildung für die Qualität eines Schweißprozesses existieren zahlreiche Forschungsprojekte, die sich mit dem Thema der automatischen Spritzerdetektion auseinandersetzen. Die im Rahmen dieser Projekte entwickelten Algorithmen, vor allem aus dem Bereich der Bildverarbeitung, sind bereits weit vorangeschritten. Aus der herangezogenen Literatur geht hervor, dass eine Verifikation und Validierung der Ergebnisse nicht ausreichend behandelt wurde. Im Folgenden werden daher ausgewählte Forschungsarbeiten zum Thema der optischen Spritzerdetektion und -verfolgung vorgestellt und hinsichtlich der gewählten Ansätze zur Validierung der Bildverarbeitung analysiert.

JÄGER ET AL. (2008) stellten eine Klassifizierungsmethode zur automatischen Analyse von aufgezeichneten Schweißprozessen vor. Mit einem Algorithmus konnte eine robuste Detektion von Störungsfällen im Anschluss an den Schweißprozess gewährleistet werden. Die Nutzung eines Kalman-Filters zur Objektverfolgung ermöglichte eine hohe Genauigkeit bei der Bestimmung von Anzahl und Position der Schweißspritzer. Das Testen des Algorithmus erfolgte im Rahmen der Forschungsarbeit durch den Vergleich der berechneten Trajektorien mit Spurverläufen, die

3 Stand der Wissenschaft und Technik

durch visuelle Inspektion gewonnen wurden. Die manuelle Bestimmung der Spritzerposition und -bewegung gilt für die Entwickler des Algorithmus als Datenbasis für dessen Verifikation (JÄGER ET AL. 2008, S. 2180). Selbst im Falle einer ausreichend genauen Analyse der Quelldaten kann daher nicht davon ausgegangen werden, dass der Algorithmus mit dieser Datenbasis erschöpfend getestet wurde, sowohl was das Auftreten schwierig zu detektierender Objekte als auch die Problematik sich gegenseitig beeinflussender und optisch zusammenfallender Spritzer angeht. Da die Verifikation des Algorithmus mit einem erheblichen manuellen Aufwand verbunden ist, beschränkten sich JÄGER ET AL. (2008) auf das Auswerten von zwei Datenreihen, was einer eher geringen Stichprobengröße für ein Testverfahren entspricht.

NICOLOSI ET AL. (2012a) beschäftigten sich in ihrer Forschungsarbeit mit der Entwicklung eines künstlichen neuronalen Netzes zum Zwecke der Spritzererkennung. Da eine Segmentierung des Bildmaterials mit einem globalen Schwellwertoperator keine zufriedenstellenden Ergebnisse lieferte, wurde durch eine Glättung mittels eines Gauß-Filters ein Quellbild für pixelspezifische Schwellwerte erzeugt. Großflächig auftretende Helligkeitsunterschiede, die durch die Dampfackel verursacht wurden, konnten durch dieses Verfahren eliminiert werden. Nach weiteren Bildverarbeitungsoperationen ergab sich ein Bild, in welchem die zu detektierenden Spritzer als weiße Regionen gekennzeichnet waren (NICOLOSI ET AL. 2012a, S. 5). In zahlreichen weiteren Arbeiten wurde die Auswertegeschwindigkeit des Algorithmus erhöht sowie weitere Merkmale zur Qualitätsbeurteilung beim Laserstrahlschweißen aufgenommen (NICOLOSI ET AL. 2010, 2011a,b, 2012b,c). Im Rahmen der Erprobung des Algorithmus wurden Simulationsergebnisse mit Referenzdaten verglichen, die aus visueller Inspektion von Proben generiert wurden. Auch hier war aufgrund des hohen manuellen Aufwandes die Stichprobe für eine Validierung nicht ausreichend.

LAHDENOJA ET AL. (2014) haben für das Schweißen von Stahlblechen mit einer Dicke über 3 mm zwei Algorithmen zur Detektion und Nachverfolgung von Schweißspritzern vorgeschlagen. Im Zuge der Validierung der Algorithmen wurde die Referenzdatenbasis durch Experten generiert, welche eine Reihe von Testbildern analysierten. LAHDENOJA ET AL. (2014) beschreiben diesen Prozess allerdings selbst als herausfordernd und geben an, dass sich durch die wenig standardisierte Analysemethodik eine nicht ausreichende Datenqualität ergeben haben könnte. Insgesamt stimmen die Ergebnisse zwar mit den manuell bestimmten Daten überein (LAHDENOJA ET AL. 2014, S. 30), eine systematische Validierung ist jedoch nicht vorhanden. Durch die aufwendige und nicht automatisierte Art der Datengenerierung lässt sich der Parameterraum nur unzureichend mit Testdaten abdecken.

Mit dem Ziel, Detailwissen über die Ursachen der Spritzerbildung zu erhalten, entwickelten

3.3 Spritzerbildung beim Remote-Laserstrahlschweißen

VIITANEN ET AL. (2012, S. 9) einen Bildverarbeitungsalgorithmus zur Nachverfolgung von Spritzern. Die zugehörigen Untersuchungen erfolgten im Kontext des Laserstrahlbohrens. Für diesen Anwendungsfall ist das Austreiben von schmelzflüssigem Material im Gegensatz zum Laserstrahlschweißen beabsichtigt und erfolgt kontinuierlich. Für die Verfolgung der Spritzer wurde im Rahmen dieser Forschungsarbeit die sequenzielle Monte-Carlo-Methode angewandt, welche zur Zustandsschätzung eines zeitdiskreten nichtlinearen dynamischen Systems dient. Das Verfahren wurde mit synthetischen Datensätzen getestet und zeigte nach Anwendung auf reale Bildfolgen ein erwartetes Verhalten. Allerdings wurden keinerlei Informationen zur Generierung der synthetischen Datensätze sowie der getesteten Parameterräume angegeben.

SCHWAB ET AL. (2009) wendeten in ihrer Forschungsarbeit Bildverarbeitungsalgorithmen auf Prozessbilder an, um neben der Anzahl der Spritzer hauptsächlich deren Eigenschaften zu untersuchen. Nach Einschätzung der Autoren sind die Eigenschaften von Schweißspritzern in Kombination mit der Anzahl aussagekräftiger als die alleinige Anzahl an entstandenen Spritzern. Die reine Anzahl an Schweißspritzern lasse nur eine begrenzte Aussage über die Prozessqualität zu. Für die Analyse der Schweißnahtqualität wurde eine statistische Methode angewandt, welche die Trajektorien im Anschluss an die Bildaufnahme auf Basis eines Abgleiches mit Modellen des Spritzerhaltens zu ermitteln erlaubt. Die Kongruenz der möglichen Trajektorien mit den zugrunde gelegten Modellen bestimmt die Wahrscheinlichkeit dafür, dass die betrachtete Dekomposition des Bildes korrekt ist. Als Ziel des Analyseprozesses wird diese Wahrscheinlichkeit folglich maximiert (SCHWAB ET AL. 2009, S. 123). Der Fokus der Arbeit von SCHWAB ET AL. (2009) liegt auf der Untersuchung des Einflusses verschiedener Verschmutzungsarten durch den Schweißprozess und der Abschätzung, inwieweit die Spritzerbildung ein geeignetes Maß zur Bewertung darstellt. Eine Validierung des Identifikations- und Trackingalgorithmus wurde dabei nicht ausgeführt.

Die Instabilitäten der Wärmeeinbringung vom Laserstrahl in das zu bearbeitende Metall und das damit verbundene Auftreten von Spritzern wurde auch durch YOU ET AL. (2014a) mithilfe einer Prozessüberwachung und automatischer Bildanalyse untersucht. Die Ermittlung der Zusammenhänge von Anzahl, Größe und weiteren Spritzereigenschaften mit der Stabilität des Schweißprozesses sowie mit der Qualität des Prozessergebnisses stand dabei für die Autoren im Zentrum der Forschungsarbeit. Die Datenerhebung erfolgte durch einen Tracking-Algorithmus, der aus einem Kalman-Filter in Kombination mit einem linearen Zustandsraummodell bestand. Es wurde jedoch dieser Algorithmus nicht explizit auf Genauigkeit und Korrektheit hinsichtlich der Messergebnisse getestet (YOU ET AL. 2014a, S. 39-42). Mithilfe eines ähnlichen Ansatzes konnte ein Zusammenhang zwischen der Entstehung von Schweißspritzern und einer mechanischen

3 Stand der Wissenschaft und Technik

Schwachstelle in der resultierenden Naht nachgewiesen werden (YOU ET AL. 2014b).

Auf Grundlage der Arbeit von JÄGER ET AL. (2008) entwickelten SCHWEIER ET AL. einen Algorithmus, welcher ebenso einen Kalman-Filter in Kombination mit einem Multihypothesen-Tracking-Verfahren zur Objektverfolgung nutzt (SCHWEIER ET AL. 2013), jedoch wird auch hier kein systematischer Ansatz zur Validierung der Ergebnisse geliefert.

3.4 Bildverarbeitung in der Forschung

Neben der Anwendung von Bildverarbeitungsalgorithmen auf Problemstellungen in der Fertigungstechnik gibt es weitere Ansätze, welche für diese Arbeit von Bedeutung sind. Diese werden im Folgenden erörtert und es wird der Bezug zur Schweißspritzererkennung herausgearbeitet.

Basierend auf dem Ansatz des sogenannten *Deep Learnings* werden künstliche neuronale Netze genutzt, um Informationen aus Bildern zu extrahieren. Diese Methode wurde bereits eingesetzt, um eine Qualitätsbeurteilung beim Laserstrahlschweißen mit Festoptiken durchzuführen (GÜNTHER 2017). Hierbei wurde ein faltender Autoencoder verwendet, um für die Schweißqualität relevante Kriterien in den koaxial zum Laserstrahl aufgenommenen Bilddaten zu erkennen. Für nähere Informationen bzgl. Autoencoder wird auf die entsprechende Fachliteratur verwiesen (BENGIO 2009). Ziel der Arbeit von GÜNTHER (2017) war es, mithilfe der gewonnenen Informationen über die aktuelle Qualität des Schweißprozesses die Laserleistung zu regeln, um stets die gewünschte Schweißqualität sicherzustellen. Dieser Ansatz berücksichtigt zwar nicht die Spritzerbildung, dennoch ist die Methode für das Extrahieren von Informationen mittels künstlicher neuronaler Netze von großer Relevanz für diese Arbeit (siehe Abschnitt 7.2.2).

GALANTUCCI ET AL. (2000) nutzten künstliche neuronale Netze zur Qualitätsbeurteilung beim Laserstrahlschweißen von Aluminiumlegierungen mittels einer CO₂-Laserstrahlquelle. Allerdings wurde das künstliche neuronale Netz hier mithilfe von Querschliffaufnahmen und nicht durch Prozessaufnahmen trainiert. Als Zielgröße wurde ein Qualitätsindex erarbeitet, der sich an die Klassifizierung nach EN 26520 anlehnt. Auf diese Weise war es möglich, die Schweißnähte in drei Qualitätsstufen einzuteilen und den Qualitätsindex mit den Schweißparametern Vorschubgeschwindigkeit und Laserleistung in Korrelation zu setzen.

Um die Qualität des Schweißprozesses von Edelstahl in Abhängigkeit der Breite der Schweiß-

nahtwurzel zu bestimmen, setzten auch GAO ET AL. (2014) ein künstliches neuronales Netz ein. Als Eingangsgrößen wurde die Anzahl der entstehenden Schweißspritzer sowie die geometrische Form der Dampffackel verwendet. Experimentelle Untersuchungen zeigten, dass ein mit 150000 Datensätzen trainiertes Netzwerk in der Lage ist, die Qualität des Schweißprozesses für diesen Anwendungsfall abzubilden.

Ein weiteres bedeutendes Themengebiet der Bildverarbeitung sind Methoden der Objektnachverfolgung auf Videoaufnahmen. Dies ist für das Quantifizieren von Schweißspritzern auf Hochgeschwindigkeitsaufnahmen von zentraler Bedeutung. Für das Nachverfolgen werden zunächst vier Verfahren zur Objekterkennung auf Einzelbildern unterschieden, welche in Tabelle 3.1 mit den entsprechenden Literaturquellen zusammengefasst sind (YILMAZ ET AL. 2006).

Tabelle 3.1: Zusammenfassung der Verfahren zur Objekterkennung in Anlehnung an YILMAZ ET AL. (2006).

Point Detector	Moravec's Detector (MORAVEC 1979) Harris Detector (HARRIS ET AL. 1988) Scale Invariant Feature Transform (LOWE 2004) Affine Invariant Point Detector (MIKOLAJCZYK ET AL. 2002)
Segmentation	Mean Shift (COMANICIU ET AL. 1999) Graph-cut (SHI ET AL. 2000) Active Contours (CASELLES ET AL. 1997)
Background Subtraction	Mixture of Gaussians (STAUFFER ET AL. 2000) Eigenbackground (OLIVER ET AL. 2000) Wall Flower (TOYAMA ET AL. 1999) Dynamic Texture Background (MONNET ET AL. 2003)
Supervised Classifiers	Support Vector Machines (PAPAGEORGIOU ET AL. 1998) Neural Networks (ROWLEY ET AL. 1998) Adaptive Boosting (LEVIN ET AL. 2003)

Auf die Methode der sogenannten *Background Subtraction* wird im späteren Verlauf dieses Abschnittes noch näher eingegangen, da dieses Verfahren für die vorliegende Arbeit von Bedeutung ist. Für die restlichen Verfahren wird auf die angegebene Literatur verwiesen.

Um ein Objekt auf Bildfolgen wiederzuerkennen und somit nachzuverfolgen, werden im

3 Stand der Wissenschaft und Technik

Anschluss an die Objekterkennung Tracking-Algorithmen eingesetzt. Diese lassen sich in die drei Kategorien *point tracking*, *kernel tracking* und *silhouette tracking* einteilen (YILMAZ ET AL. 2006). Eine mögliche Umsetzung der point tracking Methode ist das aus der Regelungstechnik bekannte Kalman-Filter (BROIDA ET AL. 1986). Für das Kernel tracking ist der *SVM Tracker* eine verbreitete Implementierung (AVIDAN 2004). Das silhouette tracking beruht im Wesentlichen auf dem Abgleich von Außenkonturen der nachzuverfolgenden Objekte. Ein bekanntes Beispiel hierfür ist die *Hough-Transformation* (SATO ET AL. 2004).

Die Methode des Kalman-Filters wurde bereits von JÄGER ET AL. (2008) zur Nachverfolgung von Schweißspritzern auf Hochgeschwindigkeitsaufnahmen eingesetzt und von SCHWEIER ET AL. (2013) weiterentwickelt. SCHWEIER nutzte die quelloffene Vorarbeit von WAUTHIER (2012) und passte diese an die Problematik der Spritzernachverfolgung an. Dazu legte er zunächst die folgenden Spritzereigenschaften als Zustandsgrößen fest:

- **Positionsvektor** des Schweißspritzers im Bildkoordinatensystem
- **Fläche** des segmentierten Schweißspritzers
- **Winkel** des Schweißspritzers zur Bildhorizontalen
- **Geschwindigkeitsvektor** des Schweißspritzers im Bildkoordinatensystem

Auf Grundlage dieser Größen bestand die wesentliche Weiterentwicklung aus der Definition von speziellen so genannten Kostenfunktionen, die eine möglichst robuste Zuordnung der Schweißspritzer auf aufeinanderfolgenden Bildern ermöglichten. Dafür wurden die *Distanzkosten*, die *Flächenkosten*, die *Winkelkosten* und die *Positionskosten* wie folgt definiert. Mithilfe des Geschwindigkeitsvektors wurde die neue Position des Spritzers linear extrapoliert und der quadratische Abstand der tatsächlichen Position dazu berechnet. Um zusätzlich Umgebungseinflüsse zu berücksichtigen, wurde der Kostenwert mit dem geometrischen Mittel der Varianzen der Positionsmessungen skaliert. Damit ist das Minimum der *Distanzkosten* bei Deckungsgleichheit gegeben und es steigt mit zunehmendem Abstand. Die *Flächenkosten* sind über das Verhältnis aus aktuell gemessener Spritzerfläche und mittels des Kalman-Filters prognostizierten Spritzerfläche definiert, wobei der betragsmäßig größere Wert als Zähler gesetzt wird. Dadurch ergibt sich für diese Größe ein Wertebereich von 0 bis 1. Als Fläche wurde die Anzahl der zum Spritzer zugehörigen Pixel verwendet. Den *Winkelkosten* liegt die Überlegung zugrunde, dass sich Spritzer radial von der Prozesszone entfernen. Die Abweichung der Spritzerrichtung, welche durch den Geschwindigkeitsvektor gegeben ist, wird mithilfe

der Exponentialfunktion auf den Wertebereich von 0 bis 1 abgebildet. Dadurch erhält eine Abweichung um 90° von der radialen Richtung einen Kostenwert von 1. Die *Positionskosten* beschreiben die Auftretenswahrscheinlichkeit eines Spritzers für jede Position auf dem Bild. In der direkten Umgebung der Prozesszone ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein Spritzer erstmals auftritt, am höchsten. Diese Wahrscheinlichkeit sinkt mit steigendem Abstand von der Prozesszone. Dies wurde durch exponentiell ansteigende Kosten bis zum Wert 1 am Bildrand abgebildet. Die einzelnen Kostenfunktionen wurden anschließend linear in einer Kostenmatrix verknüpft und so der Kalman-Filter-Methode bereitgestellt. (SCHWEIER 2015)

Die bereits erwähnten *Background-Subtraction*-Methoden dienen zur automatischen Segmentierung des Vorder- und Hintergrundes in Bilddaten. Dabei wird der Hintergrund als nicht relevante Information definiert und der Vordergrund als zu erkennende Objekte. Das Grundprinzip sieht vor, dass ein Modellbild für den Hintergrund errechnet wird und von der aktuellen Szene subtrahiert wird. Dadurch entsteht ein Differenzbild, welches nur noch die zu erkennenden Objekte als Vordergrund beinhaltet. Das gewünschte Schwarz-Weiß-Bild, welches zum Extrahieren der Konturen genutzt wird, resultiert durch eine Schwellwertoperation und anschließende morphologische Operationen. Abbildung 3.2 zeigt ein Beispielbild aus der *Background Models Challenge*, welches häufig in der Überwachungstechnik zur Validierung der eingesetzten Algorithmen verwendet wird.

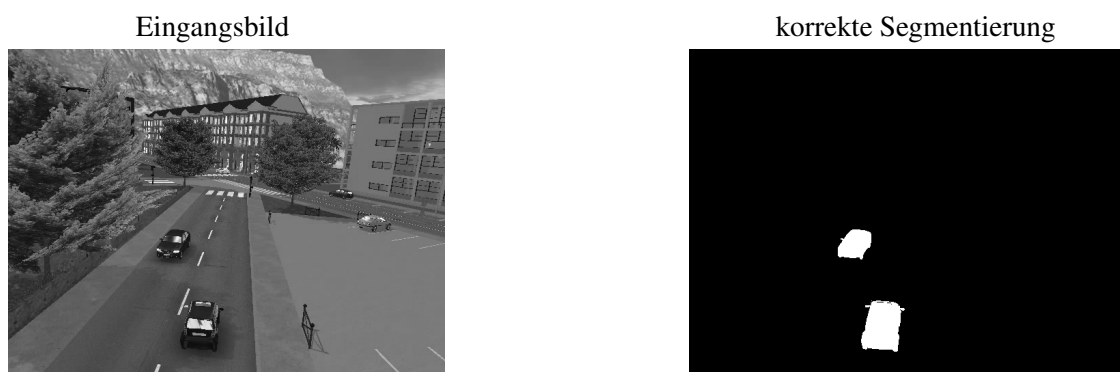


Abbildung 3.2: Beispielbild aus der *Background Models Challenge*, in welchem unbewegte Objekte nicht und zwei bewegte Objekte segmentiert wurden. (VACAVANT ET AL. 2013).

Die bisher beschriebene Vorgehensweise geht in der einfachsten Form von einem unveränderlichen Hintergrund aus, was zu fehlerhaften Segmentierungen bei wechselnden Lichtverhältnissen führt (PICCARDI 2004). Für die Erkennung von Schweißspritzern bedeutet eine Anwendung

dieser Methode, dass die Oberflächenstruktur der zu schweißenden Bleche, unterschiedliche Beleuchtungsverhältnisse und die Dampffackel im Hintergrundmodell abgebildet werden und die Schweißspritzer als relevante Objekte erkannt werden. Dazu muss die bisher beschriebene Methode um ein veränderliches Hintergrundmodell erweitert werden. In der Literatur werden hierfür sogenannte adaptive *Gaussian Mixture Models* verwendet (BOUWMANS ET AL. 2014). Hierbei wird der RGB-Wert jedes Pixels im Bild durch eine Überlagerung verschiedener Gaußverteilungen beschrieben. Dadurch ist es möglich, eine Wahrscheinlichkeit zu berechnen, mit der sich jedes Pixel signifikant verändert hat und somit auf ein bewegendes Objekt hindeutet. Für eine weiterführende Definition von *Mixture Models* wird an dieser Stelle auf die entsprechende Fachliteratur verwiesen (EVERITT ET AL. 1981; LINDSAY 1995; MARIN ET AL. 2005).

3.5 Zusammenfassung und Handlungsbedarf

Der Stand der Technik hinsichtlich Scanneroptiken hat deutliches Potenzial und ein breites Anwendungsgebiet in der Fertigungstechnik. Die Qualitätskontrolle während des Schweißprozesses beim RLS stellt durch den hohen Arbeitsabstand nach wie vor eine große Schwierigkeit in der praktischen Umsetzung dar. Vor allem die beim Schweißen entstehenden Spritzer sind für die zu fertigenden Bauteile und die optischen Komponenten der Scanneroptik schädigend. Bislang gibt es noch keine technische Umsetzung zur Detektion und systematischen Vermeidung von Schweißspritzern. In Kapitel 5 wird daher ein Algorithmus zur Spritzerdetektion vorgestellt, der eine inline-fähige Qualitätskontrolle im laufenden Betrieb ermöglicht.

Die Forschungsergebnisse hinsichtlich der Spritzernachverfolgung sind bezüglich der Entwicklung von Detektionsverfahren und Trackingalgorithmen weit fortgeschritten, jedoch fehlt es in vielen Fällen an Testverfahren zur Verifizierung des Systemverhaltens. Nach dem V-Modell sind Verifikation und Validierung der entwickelten Software ein fester Bestandteil eines vollständigen Entwicklungszyklus (GRECHENIG ET AL. 2010, S. 375). Auf diese Weise sollte die aktive Qualitätssicherung fest in jeden Entwicklungsprozess integriert werden (ALPAR ET AL. 2000, S. 329). Allerdings bleibt die Problematik der Datenbeschaffung zur Validierung der Algorithmen weiterhin bestehen. Eine Möglichkeit, diese Problemstellung zu lösen, wird in Kapitel 6 in Form des Generierens von synthetischen Datensätzen aufgezeigt.

Besonders für die Laserfertigungstechnik würde eine Qualitätssicherung basierend auf Bildverarbeitungstechniken einen großen Mehrwert stiften, da Laseranlagen hochautomatisierbar sind.

3.5 Zusammenfassung und Handlungsbedarf

Deshalb wird in Kapitel 7 eine Methode vorgestellt, mit welcher die Spritzerbildung systematisch reduziert und somit ein spritzerarmer Schweißprozess eingestellt werden kann.

4 Aufbau der Arbeit und Konzept zur Inline-Qualitätskontrolle

4.1 Allgemeines

Das vorliegende Kapitel erläutert den Aufbau dieser Arbeit und den konzeptionellen Entwurf einer Qualitätssicherung für das RLS hinsichtlich der Spritzerbildung während eines Schweißprozesses. Dieses Konzept wird im Folgenden Inline-Qualitätskontrolle genannt. Das übergeordnete Ziel dieser Arbeit ist die Reduzierung des Spritzeraufkommens auf der Grundlage dieser inline-fähigen Prozessüberwachung. Zunächst wird auf die Vorgehensweise zur Erreichung dieser Zielstellung näher eingegangen. Anschließend werden die notwendigen Berechnungsvorschriften vorgestellt, um die benötigten Systemkomponenten auszuwählen. Abschließend wird der resultierende Versuchsstand beschrieben.

4.2 Vorgehensweise der Arbeit

Abbildung 4.1 zeigt die wesentlichen Arbeitspakete und deren Zusammenhänge, um das Spritzeraufkommen während des Remote-Laserstrahlschweißens zu reduzieren.

Für eine belastbare Auslegung der benötigten Systemkomponenten werden in Abschnitt 4.3 zunächst Vorversuche zur Spritzerbildung vorgestellt und anschließend die notwendigen Berechnungen vorgenommen. Hierbei wird die erforderliche Auflösung und die Aufnahmegeschwindigkeit der Prozesskamera bestimmt, um auch kleine und schnelle Schweißspritzer detektieren zu können. Darüber hinaus wird die notwendige Leistungsfähigkeit der Auswerteeinheit abgeschätzt, die eine Durchführung der Bild- und Datenverarbeitung innerhalb eines Fertigungstaktes zulässt. Die dafür maximal erlaubte Dauer hängt einerseits von der Taktzeit der Fertigung und andererseits von der Aufnahmegeschwindigkeit der Prozesskamera ab.

4 Aufbau der Arbeit und Konzept zur Inline-Qualitätskontrolle

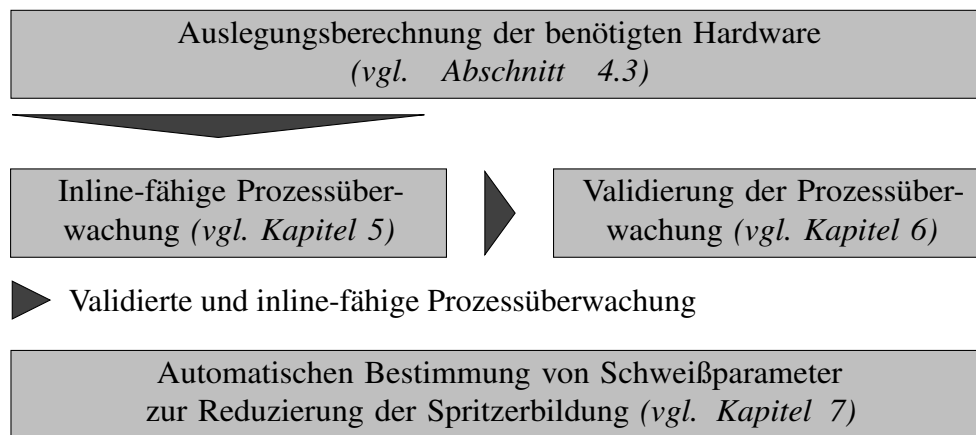


Abbildung 4.1: Übersicht der Lösungsbausteine und deren Zusammenhang

Basierend auf den berechneten Werten für die Aufnahmegeschwindigkeit und die Auflösung der Prozesskamera wird in Kapitel 5 ein Algorithmus zur Auswertung von Prozessaufnahmen und zur inline-fähigen Bewertung der Spritzerbildung entworfen. Aus Anwendersicht ist das Ergebnis aus Kapitel 5 eine inline-fähige Prozessüberwachung für die Spritzerbildung. An dieser Stelle wird von inline-fähig gesprochen, wenn die Auswertedauer pro Bild kleiner oder gleich der inversen Bildrate ist. Dies bedeutet, dass die Auswertedauer geringer ist als die Dauer der Schweißung.

Der in Kapitel 5 implementierte Bildverarbeitungsalgorithmus zur Erkennung von Schweißspritzern wurde hinsichtlich seiner Robustheit und Fehleranfälligkeit bewertet. Hierzu wurde gemäß Kapitel 6 eine Methode entwickelt, mit deren Hilfe eine systematische Validierung und Parametrierung der Spritzerdetektion möglich war. Dabei wurden synthetische Bilddaten generiert, die ein möglichst genaues Abbild der realen Bilder darstellen. Nach der Validierung der Spritzerdetektion wurde die Systemtechnik sowie die optische Qualitätsbeurteilung genutzt, um eine Methode zur automatischen Bestimmung von spritzerarmen Schweißparametern zu entwickeln. Die Methode selbst sowie die experimentellen Untersuchungen werden in Kapitel 7 an einem Beispiel im Detail vorgestellt.

4.3 Auslegung der Systemkomponenten

Für alle notwendigen Experimente, deren Ergebnisse für die Auslegungsberechnungen benötigt wurden, wurde ein Grundmode-Faserlaser, ein geeignetes Scannersystem sowie eine

Hochgeschwindigkeitskamera eingesetzt. Bei der Laserstrahlquelle handelt es sich um einen kontinuierlich emittierenden Faserlaser mit sechs Ytterbium-dotierten YAG-Resonatorfasern mit einem Kerndurchmesser von jeweils $30\ \mu\text{m}$. Die maximale Ausgangsleistung beträgt $3000\ \text{W}$ in einem Wellenlängenbereich von $1068\ \text{nm}$ bis $1080\ \text{nm}$, wobei das bei der Inbetriebnahme gemessene Wellenlängenmaximum bei $1072\ \text{nm}$ liegt. Die Beugungsmaßzahl der Laserstrahlung entspricht laut Herstellerangaben der Fa. IPG LASER GmbH $M^2 = 1,1$ und liegt damit nahe der theoretischen Beugungsgrenze. Mit dem Strahlvermessungsgerät MicroSpotMonitor der Fa. PRIMES GmbH wurde bei einer Ausgangsleistung von $300\ \text{W}$ eine Beugungsmaßzahl von $M^2 = 1,19$ gemäß Norm DIN EN ISO 11146 gemessen. Der Strahldurchmesser am Austritt der Transportfaser wurde in dieser Messung zu $30,8\ \mu\text{m}$ bestimmt. In Kombination mit der Scanneroptik *FiberElephant50* der Fa. ARGES GmbH ergab sich ein Arbeitsabstand von $357\ \text{mm}$.

Die eingesetzte Hochgeschwindigkeitskamera der Fa. Olympus besitzt einen CMOS-Sensor mit Abmessungen von $21,5\ \text{mm}$ mal $26,8\ \text{mm}$ und einer maximalen Auflösung von 1280 mal 1024 Pixeln. Bis zu einer Bildrate von $2000\ \text{Hz}$ sind Aufnahmen mit voller Auflösung möglich. Die minimale Shutterzeit beträgt $1\ \mu\text{s}$. Um bei den Vorversuchen sicherzustellen, dass alle entstehenden Schweißspritzer durch die Kamera erfasst werden, wurde die Aufnahmegeschwindigkeit auf $7500\ \text{Hz}$ eingestellt. Dies führte zu einer reduzierten Auflösung von 636 mal 476 Pixeln. Bei der gewählten Vergrößerung wurde ein Bildausschnitt von $29,5\ \text{mm}$ mal $22,1\ \text{mm}$ auf der Bauteiloberfläche beobachtet. Um einen hohen Kontrast zwischen den Spritzern und dem Bildhintergrund sicherzustellen, wurde ein 810-nm -Bandpassfilter mit einer Bandbreite von $20\ \text{nm}$ auf das Objektiv montiert. Für die Auswertung der Bilddaten wurde ein Algorithmus zur Nachverfolgung der Schweißspritzer eingesetzt. Auf diese Weise ist es möglich, die projizierte Geschwindigkeit der Schweißspritzer zu bestimmen (SCHWEIER 2015). Der genaue Versuchsplan sowie die verwendete Auswertemethodik sind in SCHWEIER ET AL. (2016) nachzulesen. Für die vorliegende Arbeit ist die höchste Spritzergeschwindigkeit sowie die kleinste Spritzerbreite von Interesse, da diese beiden Größen als Anforderungen für die Auslegungsberechnung herangezogen werden. Alle Experimente wurden mit dem Werkstoff X5CrNi18-10 (Edelstahl) durchgeführt und ergaben für über $95\ \%$ aller Spritzer eine Geschwindigkeit kleiner $10,4\ \text{m/s}$ und eine Spritzerbreite größer $56\ \mu\text{m}$. Um eine Übertragbarkeit der Ergebnisse auf andere Werkstoffe sicherzustellen, wurden zusätzlich Versuche mit Cu-OF (CW008A) durchgeführt. Hierbei ergaben sich vergleichbare Werte für Spritzergeschwindigkeit und Spritzergröße, wobei die Verteilung der Spritzergrößen deutlich zu kleineren Breiten verschoben war. Dies lässt sich durch die höhere Viskosität der Kupferschmelze erklären.

4.3.1 Prozesskamera

Auf der Grundlage der statistisch maximal erreichbaren Spritzergeschwindigkeit und der am geringsten zu messenden Spritzerbreite werden im Folgenden die Anforderungen an die Prozesskamera abgeleitet. Dabei wird davon ausgegangen, dass die Prozesszone in der Bildmitte platziert ist und der Kamerasensor eine quadratische Form aufweist. Die Berechnung der notwendigen Bildrate erfolgt mittels

$$fp_{min} = \frac{v_{sp,max}}{b_u \cdot 0,5} \cdot 1,5, \quad (4.1)$$

wohingegen für die Bestimmung der Auflösung

$$u_{res} = \frac{b_u \cdot 2}{G_{sp,min}} \quad (4.2)$$

herangezogen wurde. Die minimale Anzahl an Pixeln (u_{res}) entlang einer Koordinate des Bildes ergibt sich durch die doppelte Breite des beobachtbaren Bildausschnittes (b_u), dividiert durch die kleinste Spritzerbreite ($G_{sp,min}$). Der Faktor zwei stellt sicher, dass der kleinste zu beobachtende Spritzer durch zwei Pixel repräsentiert wird. Untersuchungen haben gezeigt, dass hierdurch ausgeschlossen werden kann, dass Pixel-Fehler im Sensor zu einer falsch-positiven Erkennung von Spritzern führen.

Die Bildrate ergibt sich aus dem Quotienten der maximalen Spritzergeschwindigkeit ($v_{sp,max}$) und des beobachtbaren Bildausschnittes (b_u). Der Faktor 0,5 im Nenner liegt der Überlegung zugrunde, dass ein zu beobachtender Spritzer nur das halbe Sichtfeld durchqueren muss, um nicht mehr beobachtet werden zu können. Außerdem soll dieser Spritzer im Durchschnitt auf mindestens 1,5 Bildern abgebildet werden, um eine Detektion zu garantieren.

Sowohl die Berechnung von u_{res} als auch von fp_{min} sind direkt von der Größe des beobachtbaren Ausschnittes auf der Bauteiloberfläche abhängig. Dieses Sichtfeld kann allerdings für die Auslegung der Kamera nicht frei gewählt werden, sondern hängt u. a. von der Brennweite der Scanneroptik ab. Für die vorliegende Arbeit wurde in Zusammenarbeit mit der Fa. ARGES GmbH ein Beobachtungsmodul mit einem theoretischen Sichtfeld von 30 mm mal 30 mm ausgelegt. Aufgrund der starken chromatischen und monochromatischen Aberrationen in der Scanneroptik liegt das effektiv nutzbare Sichtfeld bei einer Größe von 25 mm mal 25 mm. Zur Bestimmung dieser Abmessungen wurden die Helligkeitswerte in den Randbereichen untersucht und mit Werten für die Helligkeit von Schweißspritzern aus den Vorversuchen verglichen. Um

eine robuste Erkennung von Spritzern sicherzustellen, darf die Abschattung nicht die Helligkeit der Spritzer übersteigen, was einen hohen Kontrast zwischen Spritzern und Bildhintergrund sicherstellt. Dies gilt für das im rechten Bild von Abbildung 4.2 eingezeichnete Quadrat. Das linke Bild in Abbildung 4.2 zeigt eine theoretisch errechnete Darstellung der Aufnahme ohne die Berücksichtigung von Aberrationen.

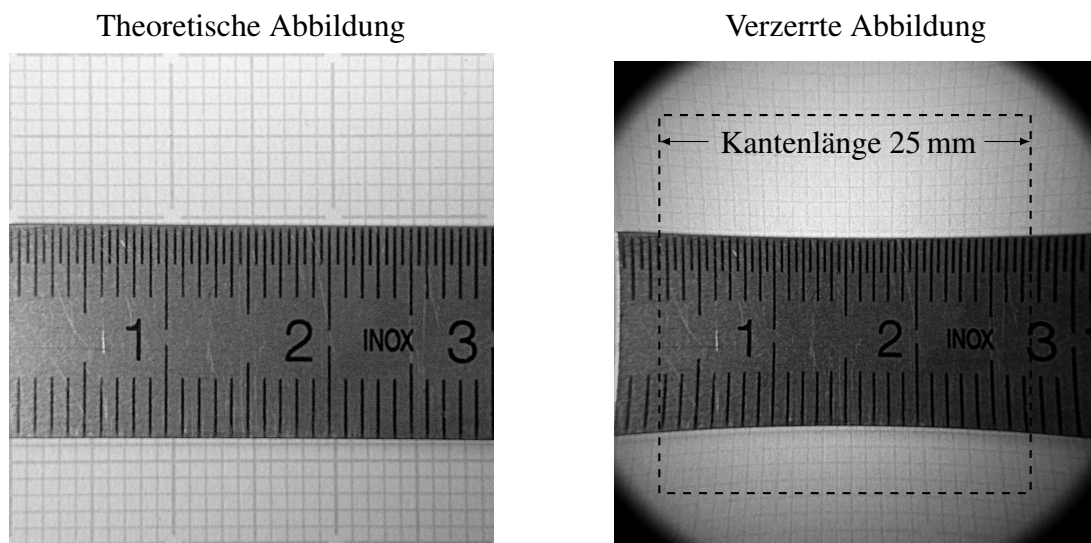


Abbildung 4.2: Gegenüberstellung der theoretischen Abbildung und der verzerrten Abbildung inklusive des effektiven Sichtfeldes mit einer Kantenlänge von 25 mm

Für die weiteren Untersuchungen in dieser Arbeit wurde für die Breite des Sichtfeldes (b_u) ein Wert von 25 mm angenommen. Daraus ergibt sich eine notwendige Auflösung von $u_{res} = 893$ Pixeln und eine Bildrate von $f_{p_{min}} = 1248$ Bildern pro Sekunde. Für die Übertragung auf Scanneroptiken von anderen Herstellern muss lediglich das effektive Sichtfeld bestimmt werden. Die Anforderungen an die Prozesskamera ergeben sich anschließend durch die beiden Gleichungen 4.2 und 4.1.

Auf Basis der errechneten Bildrate, der notwendigen Auflösung und eines quadratischen Sensors wurde für die vorliegende Arbeit das Kameramodell *EOSens 3CXP* von der Fa. Mikrotron GmbH ausgewählt. Diese Prozesskamera bietet neben einer schnellen Datenübertragung von bis zu 25 GB/s und einem hohen Kontrastumfang von 80 dB eine Auflösung von 900 x 900 Pixeln bei einer Bildrate von 1250 Bildern pro Sekunde. Mit diesem System sind alle Anforderungen an eine inline-fähige Spritzerdetektionskamera erfüllt.

4.3.2 Auswerteeinheit

Da bei einer Aufnahmegeschwindigkeit von 1250 Bildern pro Sekunde und einer Auflösung von 900 x 900 Pixeln eine Datenmenge von 1,01 GB pro Sekunde verarbeitet werden muss, um eine inline-fähige Auswertung sicherzustellen, wurde für die Auswerteeinheit eine Grafikkarte herangezogen. Diese bietet gegenüber anderen Recheneinheiten den Vorteil, dass abhängig vom internen Grafikspeicher mehrere Bilder gleichzeitig ausgewertet werden können. Diese Parallelisierung ist notwendig, um eine abgeschlossene Auswertung der Spritzerbildung direkt nach Ende der Schweißung sicherzustellen. Auf diese Weise ist eine Inline-Qualitätskontrolle in der Serienfertigung umsetzbar.

Für diese Arbeit wurde die Grafikkarte *P5000* der Fa. NVIDIA verwendet, die einen internen Speicherplatz von 16 GB und die Möglichkeit zur Ausführung von GPU-direct-Kopiervorgängen besitzt. Diese Art von Kopiervorgängen ermöglicht das Transferieren von Daten direkt zwischen Peripheral-Component-Interconnect-Express-Steckplätzen (PCIe), ohne die Central Processing Unit (CPU) zu belasten. Zur Steuerung des Programmablaufs wurde der Prozessor *AMD Ryzen 7 1700X* mit einer maximalen Taktfrequenz von 3,8 GHz und einem Puffer-Speicher von 20 MB eingesetzt. Zusätzlich wurden 32-GB-DDR4-Arbeitsspeicher mit Fehlerkorrektur verbaut.

4.4 Verwendete Versuchsvorrichtung

Das in Abschnitt 4.3.1 ausgelegte Beobachtungsmodul wurde in eine Scanneroptik vom Typ *FiberElephant50* der Fa. ARGES GmbH integriert. Dadurch ist eine Beobachtung der Prozesszone koaxial zum Laserstrahl möglich. Das verwendete Scannersystem inklusive der Prozesskamera ist in Abbildung 4.3 dargestellt.

Da die verwendete Scanneroptik für den Einsatz mit dem in Abschnitt 4.3 beschriebenen Faserlaser ausgelegt ist, stellen die verbauten optischen Komponenten einen Bandpassfilter dar, der einen hohen Kontrast zwischen den Schweißspritzern und dem Hintergrund erzeugt. Dadurch ist kein zusätzlicher optischer Filter notwendig.

Für die im weiteren Verlauf dieser Arbeit beschriebenen Experimente kam der Werkstoff CW008A (Cu-OF) als Blechmaterial mit einer Dicke von 1 mm zum Einsatz. Hierbei handelt es sich um hochreines und sauerstofffreies Kupfer mit einem Mindestgehalt von 99,95 %. Dieser Werkstoff wird hauptsächlich als Leiter in der Elektronik und Elektrotechnik verwendet.

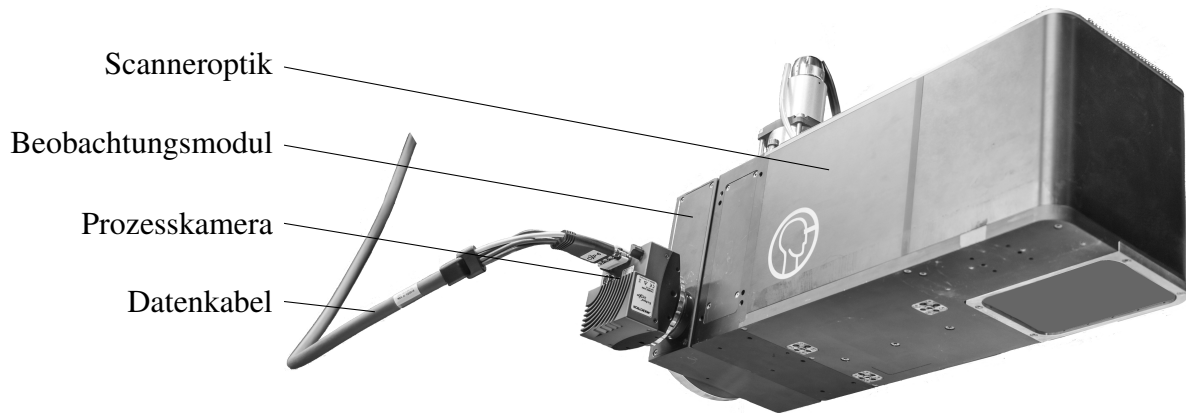


Abbildung 4.3: Prototyp der Scanneroptik FiberElephant50 inklusive Beobachtungsmodul und Prozesskamera

4.5 Koordinatensysteme

Abbildung 4.4 visualisiert die für die Verarbeitung von Prozessaufnahmen relevanten Koordinatensysteme und Bildquadranten.

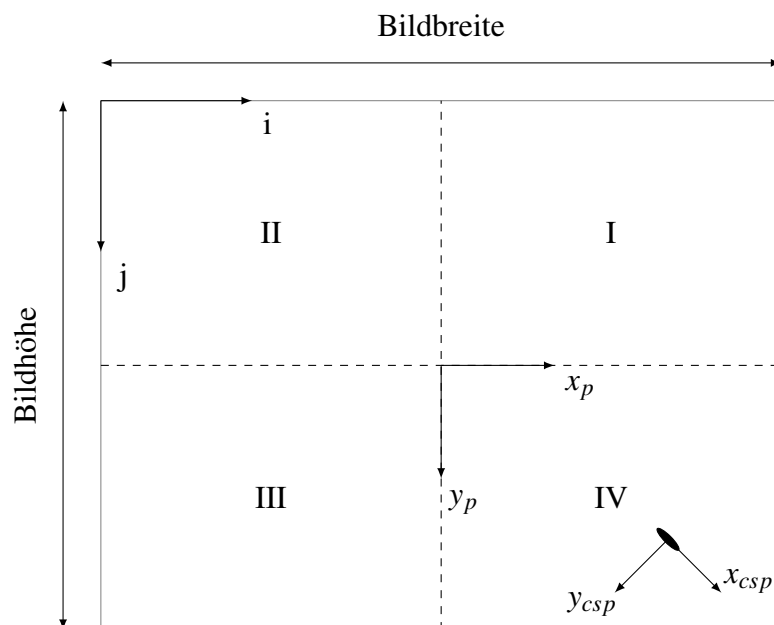


Abbildung 4.4: Verwendete Koordinatensysteme zur Auswertung von Prozessbildern

Der Ursprung des sogenannten Bildkoordinatensystems befindet sich in der linken oberen Bil-

decke. Das Koordinatensystem wird durch die Achsen i und j aufgespannt. Die Position der Prozesszone im Bild legt den Ursprung des Prozesskoordinatensystems fest. Dieses wird durch die Koordinatenachsen x_p und y_p definiert. Für jeden Schweißspritzer im Bild wird ein weiteres Koordinatensystem aufgestellt, welches seinen Ursprung im Zentrum des jeweiligen Spritzers besitzt. Die Koordinatenachsen werden mit x_{csp} und y_{csp} bezeichnet. Außerdem sind die vier Bildquadranten mit römischen Zahlen markiert.

4.6 Zusammenfassung

Im vorliegenden Kapitel wurden der Aufbau der Arbeit dargelegt sowie die notwendigen Berechnungsvorschriften für die Auswahl einer Prozesskamera vorgestellt. Der Aufbau der Arbeit gliedert sich in drei wesentliche Schritte. Zunächst wird in Kapitel 5 beschrieben, wie eine inline-fähige Prozessüberwachung für die Spritzerbildung umgesetzt wird. Diese wird anschließend gemäß Kapitel 6 validiert. Mithilfe dieser validierten Spritzererkennung wird in Kapitel 7 eine Methode entwickelt, die es ermöglicht, systematisch spritzerarme Schweißparameter zu bestimmen. Die vorgestellte Auslegung der Systemkomponenten basiert auf durchgeführten Vorversuchen und den daraus extrahierten Daten. Ausgehend von der Berechnung der erforderlichen zeitlichen und räumlichen Auflösung der Prozesskamera wurde die anfallende Datenmenge bestimmt. Da diese sich in einem Bereich befindet, der allein mit der Rechenleistung moderner Prozessoren nicht bewältigt werden kann, wurde zusätzlich eine geeignete Grafikkarte ausgewählt. Abschließend wurde die für alle weiteren Experimente verwendete Versuchsvorrichtung vorgestellt.

5 Inline-fähige Prozessüberwachung für die Spritzerbildung

5.1 Allgemeines

Das vorliegende Kapitel geht auf eine neu entwickelte Methode zur Auswertung von Prozessaufnahmen und zur inline-fähigen Bewertung der Spritzerbildung beim RLS ein. Hierfür wurden zwei Algorithmen erarbeitet. Der Bildverarbeitungsalgorithmus ermöglicht die Erkennung von Schweißspritzern auf Prozessaufnahmen und der Datenverarbeitungsalgorithmus stellt die inline-fähige Bewertung der Spritzerbildung sicher. Aus Anwendersicht ist das Ergebnis eine inline-fähige Prozessüberwachung für die Spritzerbildung.

5.2 Auswertung von Prozessaufnahmen zur inline-fähigen Bewertung der Spritzerbildung

Um eine inline-fähige Erkennung von Schweißspritzern bei einer Bildwiederholrate von 1250 Hz sicherzustellen, ist die Methode zur inline-fähigen Spritzerdetektion in einen Datenverarbeitungs- und in einen Bildverarbeitungsalgorithmus aufgeteilt. Die Datenverarbeitung stellt sicher, dass alle notwendigen Rechenoperationen, die nicht voneinander abhängen, parallel ausgeführt werden. Aufgrund der hohen Parallelisierbarkeit der Rechenoperationen wird die Graphics Processing Unit (GPU) der verwendeten Hardwareplattform (siehe Abschnitt 4.3.2) als Recheneinheit für die Bildverarbeitungsoperationen herangezogen. Somit steht die Rechenleistung der CPU ausschließlich für die Datenverarbeitung zur Verfügung. Auf diese Weise ist die Skalierbarkeit der beiden Algorithmen lediglich von der Leistungsfähigkeit der eingesetzten Hardware abhängig. Um die Anzahl an Kopiervorgängen im Arbeitsspeicher zu reduzieren, überträgt der Datenverarbeitungsalgorithmus die von der Kamera aufgenommenen Bilddaten auf den Speicher der

Grafikkarte. Die beiden folgenden Abschnitte erläutern die Umsetzung des Datenverarbeitungs- und des Bildverarbeitungsalgorithmus im Detail.

5.2.1 Datenverarbeitungsalgorithmus

Der Datenverarbeitungsalgorithmus basiert auf dem *Consumer-Producer-Entwurfsmuster* und wurde für die Erkennung von Schweißspritzern auf Hochgeschwindigkeitsaufnahmen adaptiert (GAMMA ET AL. 1994). Jede Ausprägung des Consumer-Producer-Entwurfsmusters besteht aus dem sogenannten *Producer*, welcher die Daten zur Verfügung stellt, der *Queue*, welche die Daten verwaltet, und dem *Consumer*, welcher die Daten auswertet. Je nach Problemstellung variiert die Anzahl der benötigten Producer, Queues und Consumer. In Abbildung 5.1 ist der Ablauf der in dieser Arbeit implementierten Variante dargestellt.

Der Frame-Grabber, welcher die Bilddaten von der Kamera zum Computer überträgt, stellt in der vorliegenden Implementierung den Producer dar. Die Hardwarekomponente des Frame-Grabbers ist in einem Peripheral-Component-Interconnect-Express (PCIe)-Steckplatz neben der Grafikkarte im Computer verbaut und sorgt somit für eine schnelle Datenübertragung zwischen der Kamera und dem Grafikkartenspeicher.

Die Queue ist als Objekttyp implementiert und verwaltet die Zugriffsrechte auf die Elemente innerhalb der Queue. Somit dient die Instanz der Queue als Zwischenspeicher für Bilder vor deren Weiterverarbeitung. Auf diese Weise verwaltet die Queue den Speicher der Grafikkarte. Jedes Element innerhalb der Queue ist ebenfalls als Objekttyp umgesetzt und besteht aus den Bilddaten selbst sowie einem Zeitstempel. Dieser gibt die Prozesszeit an, zu welcher das Bild aufgenommen wurde. Die Queue speichert ihre Elemente nach dem First-in-first-out (FIFO)-Prinzip. Dies bedeutet, dass Bilder, die zuerst durch die Queue abgespeichert werden, auch zuerst weiterverarbeitet werden. Im Objekttyp des Consumers ist der Quellcode für die Bildverarbeitung implementiert. Diese Routine wird auf der Grafikkarte ausgeführt und liefert für jedes ausgewertete Bild die enthaltenen Schweißspritzer sowie deren Größe in der Einheit Pixel.

Der Einsatz des Consumer-Producer-Entwurfsmusters erlaubt die zeitgleiche Berechnung mehrerer Ausführungsstränge, welche im weiteren Verlauf der Arbeit *Threads* genannt werden. Wie aus Abbildung 5.1 ersichtlich ist, wird für die Implementierung in dieser Arbeit nur eine Instanz des Producer-Objekttyps benötigt. Diese Instanz wird in einem separaten Thread ausgeführt und ist somit unabhängig von der Laufzeit des restlichen Programmes. Mithilfe einer Rückruffunktion, auch *Callback-Funktion* genannt, teilt der Producer dem Hauptprogramm in Echtzeit mit, dass ein neues Bild aufgezeichnet wurde und zur weiteren Verarbeitung bereitsteht. Während der

5.2 Auswertung von Prozessaufnahmen zur inline-fähigen Bewertung der Spritzerbildung

Initialisierungsphase des Programms wird nur eine Instanz des Queue-Objekttypen in einem unabhängigen Thread gestartet. Sobald ein Bild durch den Producer den Computer erreicht, wird ein Queue-Element erzeugt und der notwendige Speicherplatz auf der Grafikkarte reserviert. Auf diese Weise wird für jedes ankommende und noch nicht verarbeitete Bild eine Instanz des Queue-Elements erzeugt. Da die Ausführungszeit eines einzelnen Consumers in der Regel mehr Zeit in Anspruch nimmt als 0,8 ms, sind mehrere parallele Consumer-Threads erforderlich, um den Abschluss der Berechnung innerhalb eines Fertigungstaktes zu gewährleisten.

Die exakte Rechenzeit eines Consumer-Threads variiert abhängig von der im Bild auftretenden Anzahl an Schweißspritzern. Aus diesem Grund werden beim Start des Programms 100 parallele Consumer-Threads gestartet. Bis zu dem Zeitpunkt, ab dem ein Queue-Element erstellt wird, befinden sich alle Consumer-Threads im Leerlauf und werden dementsprechend nicht ausgeführt. Sobald ein unverarbeitetes Bild durch den Producer-Thread bereitgestellt wird, ruft die Queue-Instanz einen Consumer-Thread aus dem Leerlauf auf. Dieser Consumer führt für das entsprechende Queue-Element den Bildverarbeitungsalgorithmus auf der Grafikkarte aus. Sobald die Berechnungen des gestarteten Consumers beendet sind, wird der verwendete Speicherplatz freigegeben. Die ermittelte Anzahl und Größe der Schweißspritzer wird anschließend im Arbeitsspeicher gesichert und der Consumer-Thread in den Leerlaufzustand versetzt. Um Zugriffsrechtsverletzungen durch mehrere Consumer-Threads zu vermeiden, werden die Spritzeranzahl und Spritzergröße ebenfalls in einer Queue-Instanz gespeichert. Der zugrunde liegende Objekttyp beinhaltet als Queue-Element-Instanzen lediglich die beiden Felder Spritzeranzahl und Spritzergröße. Somit ist die parallele Ausführung der Consumer-Threads, der Queue-Threads und des Producer-Threads möglich, ohne Schreibrechte im Arbeitsspeicher und im Grafikkartenspeicher zu verletzen. Der Parallelisierungsgrad ist auf diese Weise nur durch die Speicherkapazität der Grafikkarte beschränkt.

5.2.2 Bildverarbeitungsalgorithmus

Um eine kurze Berechnungszeit der einzelnen Consumer-Threads sicherzustellen, ist der Bildverarbeitungsalgorithmus in zwei separate Arbeitsschritte gegliedert. Der erste Schritt dient zur Initialisierung und wird zeitlich vor der Prozessüberwachung durchgeführt. Hierbei werden ein Hintergrundmodell, eine Prozessmaske sowie ein Schwellwert zur Binarisierung errechnet. Der zweite Schritt umfasst die Segmentierung der Schweißspritzer mithilfe des Hintergrundmodells, der Prozessmaske und des Schwellwerts. Auf diese Weise ist der zweite Arbeitsschritt mit einem

5 Inline-fähige Prozessüberwachung für die Spritzerbildung

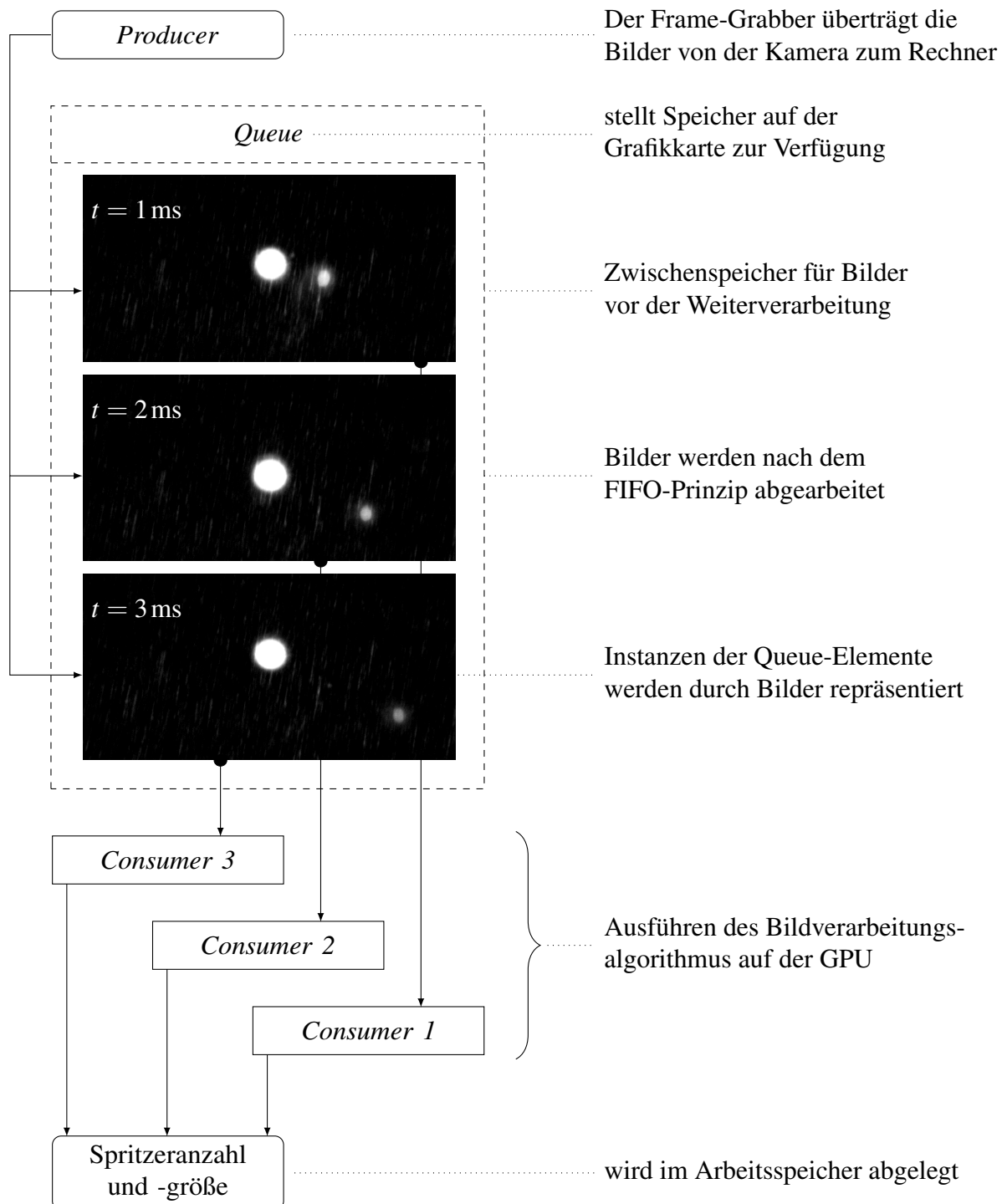


Abbildung 5.1: Ablauf des Datenverarbeitungsalgorithmus zur Spritzerdetektion

5.2 Auswertung von Prozessaufnahmen zur inline-fähigen Bewertung der Spritzerbildung

geringen Rechenaufwand realisierbar und kann in jedem Consumer ausgeführt werden. Die Berechnung der drei Hilfsgrößen Hintergrundmodell, Prozessmaske und Schwellwert erfordert die Auswertung einer Referenzschweißung. Diese muss durchgeführt werden, wenn sich Änderungen am optischen System ergeben. Ein Beispiel hierfür wäre eine Justage der Prozesskamera. Abbildung 5.2 veranschaulicht die Berechnung der drei Hilfsgrößen anhand eines Referenzversuchs. Die Parametrierung des Algorithmus mittels eines Referenzversuchs ist unabhängig von der gewählten Stoßart und dem eingesetzten Werkstoff. Es muss lediglich sichergestellt sein, dass es sich um einen Tiefschweißprozess handelt. Zunächst werden alle Bilddaten des Referenzversuchs auf der Festplatte abgespeichert, um ein Mittelwertbild für den gesamten Schweißprozess zu errechnen. Für die Bestimmung der Prozessmaske werden bei der Mittelwertberechnung die Grauwerte über alle aufgezeichneten Bilder hinweg gleichmäßig gewichtet. Das resultierende Bild wird anschließend mithilfe des Schwellwertes nach OTSU (1979) in ein Schwarz-Weiß-Bild umgewandelt. Da die Methode nach Otsu den Bildvordergrund durch die Auswertung des Histogramms über die Helligkeit vom Bildhintergrund trennt, wird die deutlich sichtbare Prozesszone in der Bildmitte als Vordergrund segmentiert. Im nächsten Schritt wird auf das entstandene Schwarz-Weiß-Bild eine morphologische Dilatation angewendet, um die Ausdehnung der Prozesszone zu vergrößern. Auf Basis empirischer Untersuchungen zu unterschiedlichen Referenzversuchen wurde ein morphologisches Kreiselement mit einem Durchmesser von sieben Pixeln ausgewählt. Die auf diese Weise erstellte Prozessmaske ist in der Lage, robust die Störkontur der Prozesszone zu entfernen und somit die falsch-positive Erkennung von Schweißspritzern zu verhindern. In Abbildung 5.2 zeigt die rechte Bilderfolge die Erstellung der Prozessmaske.

Das Hintergrundmodell muss das Rauschen im Helligkeitsverlauf, welches durch die optischen Komponenten hervorgerufen wird, abbilden. Dabei darf die Erkennung der entstehenden Schweißspritzer jedoch nicht beeinflusst werden. Aus diesem Grund wird für die Berechnung des Mittelwertbildes eine Gewichtung der einzelnen Bilder eingeführt. Die Gewichtungsfaktoren werden mithilfe des Structural Similarity (SSIM) Index berechnet, der ein spritzerfreies Bild als Referenz verwendet. Somit werden Bilder, die Spritzer enthalten, schwächer gewichtet als Bilder ohne Spritzer. Zur Erhöhung des Kontrastes im Hintergrundmodell wird abschließend eine Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) durchgeführt (ZUIDERVELD 1994). Die linke Bildfolge in Abbildung 5.2 veranschaulicht die Erzeugung des Hintergrundmodells. Für die Bestimmung des globalen Schwellwertes aus dem Referenzversuch wird zunächst die Prozessmaske vom Hintergrundmodell abgezogen. Anschließend wird der Schwellwert mit der Methode nach Otsu berechnet. Da die helle Prozesszone nun keinen Einfluss auf die Berechnung

5 Inline-fähige Prozessüberwachung für die Spritzerbildung

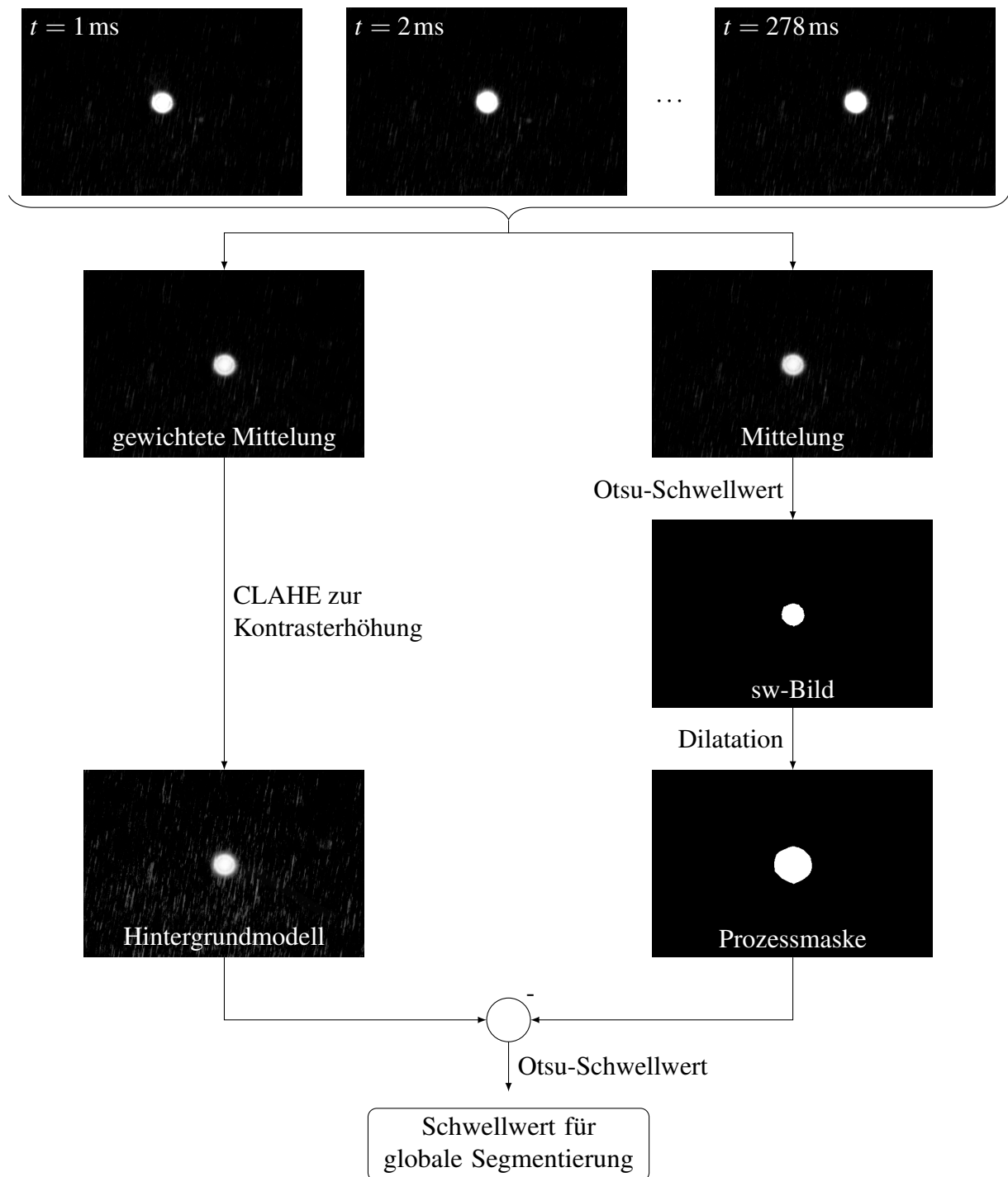


Abbildung 5.2: Ablauf des Bildverarbeitungsalgorithmus zur Erzeugung des Hintergrundmodells, der Prozesszonenmaske und des globalen Schwellwerts

5.2 Auswertung von Prozessaufnahmen zur inline-fähigen Bewertung der Spritzerbildung

des Schwellwertes besitzt, wird ein geeigneter Wert für die Segmentierung von Schweißspritzern ermittelt. Basierend auf dem Hintergrundmodell, auf der Prozessmaske und auf dem globalen Schwellwert wird die Segmentierung der Schweißspritzer in jedem Consumer-Thread ausgeführt. Der Ablauf dieses Algorithmus ist in Abbildung 5.3 visualisiert und beruht auf der Methode zur Background-Subtraction aus Abschnitt 3.4. Die Berechnung der Spritzeranzahl und der Spritzergröße erfolgt durch Subtraktion der Prozessmaske und des Hintergrundmodells vom Eingangsbild.

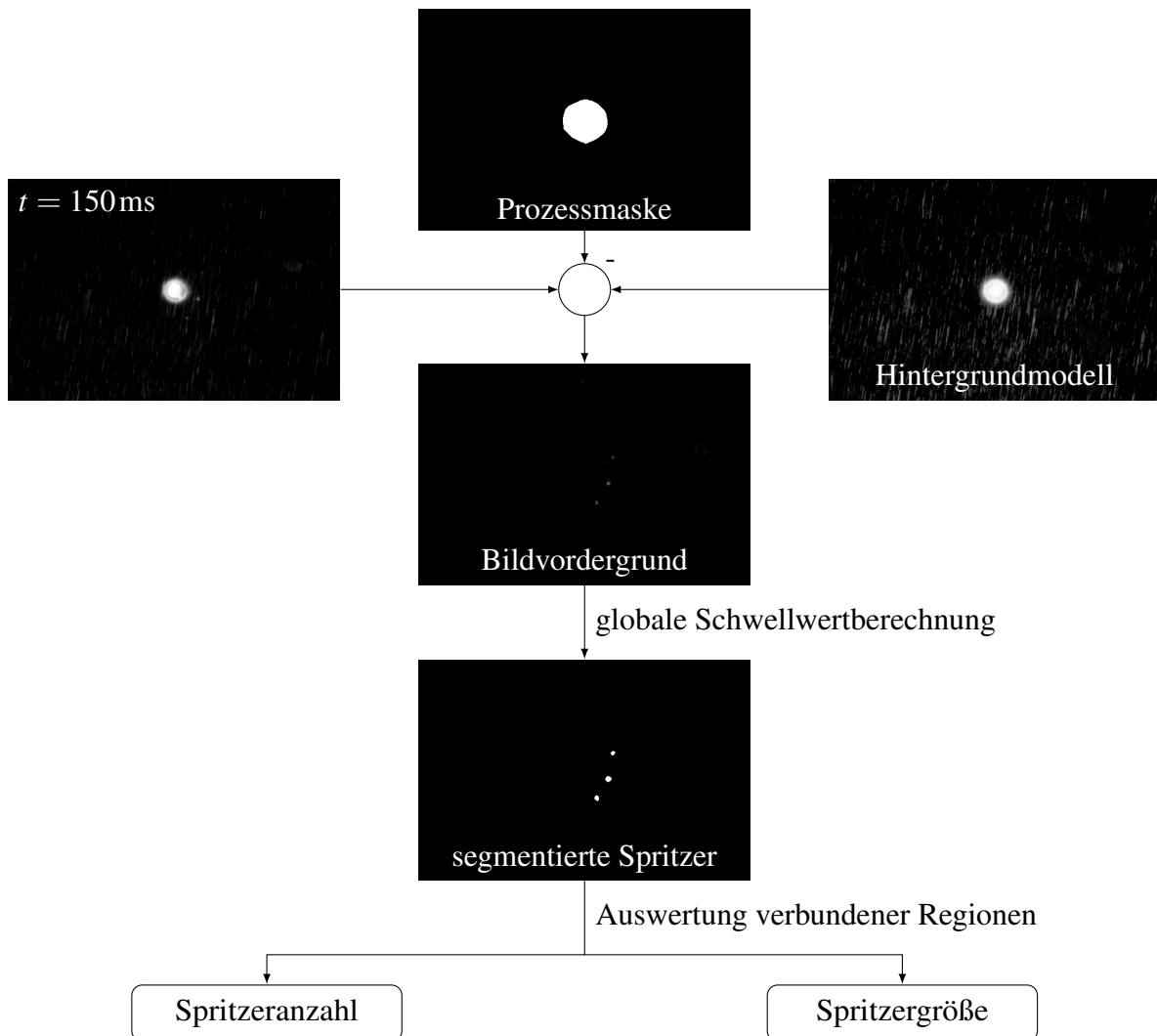


Abbildung 5.3: Ablauf des Segmentierungsalgorithmus, welcher in jedem Consumer parallel ausgeführt wird

5 Inline-fähige Prozessüberwachung für die Spritzerbildung

Das resultierende Graustufenbild zeigt lediglich die Schweißspritzer als Regionen im Vordergrund. Anschließend wird der globale Schwellwert zur Binarisierung des Bildes angewendet. Das entstehende Schwarz-Weiß-Bild ermöglicht die Bestimmung der Spritzeranzahl durch Zählen der verbundenen Komponenten (*connected components*). Hierfür wird der Algorithmus nach SUZUKI ET AL. (1985) angewendet.

5.3 Zusammenfassung

Das vorliegende Kapitel stellt eine inline-fähige Prozessüberwachung für die Spritzerbildung vor. Hierzu wurden zunächst zwei Algorithmen beschrieben, welche für die Datenverarbeitung und die Auswertung der entstehenden Bilddaten zuständig sind. Die Algorithmen sind hinsichtlich eines hohen Parallelisierungsgrades und einer einfachen Skalierbarkeit auf leistungsstärkere Hardware ausgelegt. Für die in Kapitel 4 ausgewählte Systemtechnik erlauben die Algorithmen eine Auswertegeschwindigkeit von 1250 Bildern pro Sekunde mit einer Auflösung von 900 mal 900 Pixeln. Dafür ist nun eine Validierung erforderlich, die im nächsten Kapitel beschrieben wird.

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

6.1 Allgemeines

Dieses Kapitel befasst sich mit der Entwicklung einer Methode zur Validierung der inline-fähigen Spritzerdetektion aus Kapitel 5. Die hier vorgestellte Methode und die daraus abgeleiteten Ergebnisse sind zudem in einer separaten Veröffentlichung publiziert (HAUBOLD ET AL. 2017). Zur Erstellung der Validierungsmethode werden mithilfe von experimentellen Untersuchungen die beim Schweißen mit überlagerter Strahloszillation entstehenden Spritzer charakterisiert und deren relevante Eigenschaften erläutert. Anschließend wird ein Ablauf zur Erzeugung von synthetischen Bildern vorgestellt, der reale Hochgeschwindigkeitsaufnahmen nachstellt und somit als Validierungsgrundlage dient. Darauf aufbauend wird die Simulation der Flugbahn der Spritzer in synthetischen Bildfolgen erläutert, was vorgenommen wurde, um den Bildverarbeitungsalgorithmus hinsichtlich bewegter Spritzer zu testen. Nach der Durchführung von Sensitivitätsanalysen bzgl. der Spritzerhäufigkeit und des Signal-Rausch-Verhältnisses erfolgte der manuelle Abgleich mit realen Hochgeschwindigkeitsaufnahmen. Zuletzt wurden mithilfe der validierten Spritzerdetektion Experimente durchgeführt, um die Entstehung von Spritzern mathematisch zu beschreiben.

6.2 Charakterisierung von Schweißspritzern

Zur einmaligen Bestimmung der Spritzereigenschaften ist es notwendig, möglichst viele verschiedene Spritzerarten zu beobachten. Dies ermöglicht die Auswahl der relevanten Eigenschaften, welche im synthetischen Bildmaterial nachgebildet werden müssen. Aus diesem Grund wurden für die experimentellen Untersuchungen die Parameterbereiche der drei Spritzer-Entstehungsmechanismen *Abtrag (ABT)*, *Wiedereintritt ins Schmelzbad (WES)* und *Schmelzbaddynamik (SBD)* herangezogen. SCHWEIER ET AL. (2016) beschrieben erstmals diese drei Entstehungsmechanismen sowie die stark unterschiedlichen Spritzereigenschaften.

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

6.2.1 Experimentelle Untersuchungen

Für die notwendigen experimentellen Untersuchungen wurden dieselbe Grundmode-Strahlquelle und Hochgeschwindigkeitskamera, wie in Abschnitt 4.3 beschrieben, eingesetzt. Um eine ideale Überwachung des Schweißprozesses sicherzustellen, wurde eine ruhende Prozesszone mithilfe eines Rotationstisches erzeugt. Somit waren die Beobachtungsebene und die Werkstückoberfläche planparallel zueinander ausgerichtet, was optische Verzerrungen der betrachteten Fläche reduziert. In Tabelle 6.1 sind die verwendeten Prozessparameter sowie die zugehörigen Entstehungsmechanismen aufgeführt. Für alle drei Schweißregime wurden Experimente mit dem Werkstoff Cu-OF durchgeführt und die Bilddaten, wie im Folgenden beschrieben, ausgewertet.

Tabelle 6.1: Verwendete Schweißparameter für die drei Entstehungsmechanismen zur Bestimmung der charakteristischen Spritzereigenschaften

Parameter		Entstehungsmechanismus			Einheit
		ABT	WES	SBD	
Laserleistung	P_l	3000	2000	3000	W
Schweißgeschwindigkeit	v_w	77	77	138	mm/s
Oszillationsfrequenz	f_o	1400	200	800	Hz
Oszillationsamplitude	A_o	0,55	0,32	0,20	mm

6.2.2 Analyse der Spritzereigenschaften

In den Abbildungen 6.1 bis 6.3 (Koordinatensysteme gem. Abschnitt 4.5) sind in der linken Bildhälfte exemplarische Hochgeschwindigkeitsaufnahmen der drei Entstehungsprozesse visualisiert. Zur Erhöhung des Kontrastes und um die Vergleichbarkeit der unterschiedlichen Aufnahmen zu gewährleisten, wurde auf alle Bilder die CLAHE-Operation angewendet. Das Resultat ist in der rechten Bildhälfte der Abbildungen 6.1 bis 6.3 dargestellt. Für die CLAHE-Operation wurde der Wert von $c_L = 1,0$ gewählt, um eine Verstärkung des Bildrauschens zu vermeiden. Als ideale Teilgebietsgröße der CLAHE-Operation wurde mittels empirischer Untersuchungen ein Quadrat mit einer Kantenlänge von $t_{sz} = 50$ Pixeln bestimmt. Zusätzlich ist die Richtung der Vorschubgeschwindigkeit mit v_w gekennzeichnet.

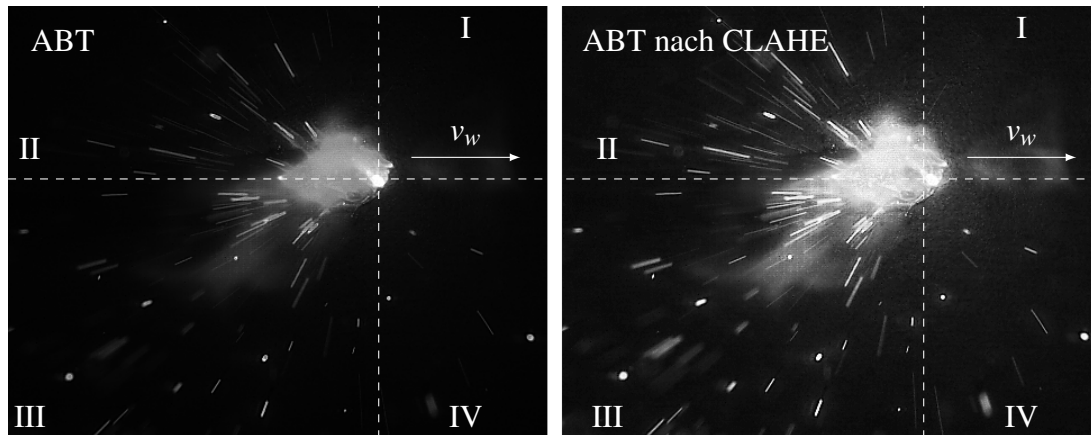


Abbildung 6.1: Exemplarische Prozessaufnahme für den Entstehungsmechanismus ABT und das resultierende Bild nach der CLAHE-Operation mit $c_L = 1,0$ und $t_{sz} = 50$ Pixeln

Der ABT-Entstehungsprozess gemäß Abbildung 6.1 erzeugt hauptsächlich kleine und längliche Schweißspritzer. Durch die gewählte Bildrate von 7500 Hz ($\hat{=}$ 0,13 ms Belichtungszeit) erscheinen die Spritzer als ellipsenförmige Objekte auf den Bilddaten. In der Realität bildet die Schmelze nach dem Prinzip der Minimierung der Oberflächengrenzspannung kugelförmige Objekte aus, falls diese nicht von Umgebungseinflüssen wie dem Luftwiderstand durch Bewegung betroffen sind. Unter Berücksichtigung dieser Einflüsse bildet sich eine Tropfenform aus, welche durch die Projektion in die Bildebene zu Ellipsen transformiert wird. Durch die ellipsenförmige Darstellung ist die Flugrichtung der Spritzer erkennbar. Für den ABT-Entstehungsprozess ist ersichtlich, dass alle Spritzer sich radial von der Prozesszone entfernen. Der Großteil der Schweißspritzer bewegt sich entgegen der Schweißrichtung. Die Anzahl der Spritzer war für diese Parameterkombination verglichen mit den beiden anderen Entstehungsmechanismen hoch. Die Verteilung der Spritzer im Bild zeigt eine Häufung in den Quadranten II und III, wohingegen im Quadranten I kaum und im Quadranten IV nur vereinzelt Spritzer auftraten. Die Grauwerte der Schweißspritzer lagen in einem Bereich von 23 bis 252.

Die niedrige Fluggeschwindigkeit der Schweißspritzer beim WES-Entstehungsmechanismus resultiert in einer hohen Rundheit der Projektion auf dem Prozessbild. Dies ist in Abbildung 6.2 veranschaulicht. Hier zeigt sich, dass die Spritzer meist in den Quadranten I und IV auftreten und sich somit in Schweißrichtung bewegen. Die Anzahl der Spritzer war im Vergleich zum ABT-Prozess signifikant reduziert. Die mittlere Spritzergröße betrug 25,87 Pixel und der Grauwertbereich spannte sich von 137 bis 253 auf. Im Vergleich zu dem großen Grauwertbereich des

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

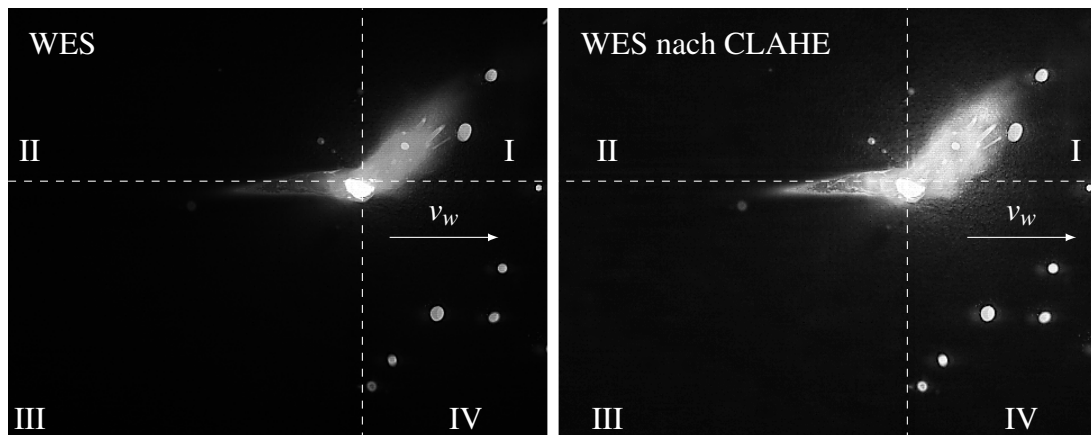


Abbildung 6.2: Exemplarische Prozessaufnahme für den Entstehungsmechanismus WES und das resultierende Bild nach der CLAHE-Operation mit $c_L = 1,0$ und $t_{sz} = 50$ Pixeln

ABT-Prozesses entstehen beim WES-Prozess deutlich hellere und somit heißere Spritzer. Dies lässt sich durch die geringere Geschwindigkeit und somit langsamere Abkühlung der Spritzer erklären.

Der Entstehungsmechanismus SBD, welcher in Abbildung 6.3 verdeutlicht ist, erzeugt Spritzer hauptsächlich in Quadrant III. Die entstehenden Spritzer weisen eine große Variation bzgl. der Exzentrizität (Abweichung von der Kreisform) und der Helligkeit auf. Damit variiert auch die Spritzergeschwindigkeit deutlich stärker als in den beiden zuvor vorgestellten Entstehungsmechanismen. Die Grauwerte der Schweißspritzer lagen in einem Intervall von 79 bis 243 mit einer mittleren Spritzergröße von 10,78 Pixeln. Die Anzahl der entstandenen Schweißspritzer war vergleichbar mit der durch den WES-Prozess hervorgerufenen Spritzeranzahl.

Die durchgeführten Untersuchungen zu den charakteristischen Eigenschaften von Schweißspritzern in zweidimensionalen Bilddaten resultierten in der folgenden Zusammenfassung der relevanten Größen. Tabelle 6.2 listet diese Eigenschaften und mit ihren zugehörigen Wertebereichen auf.

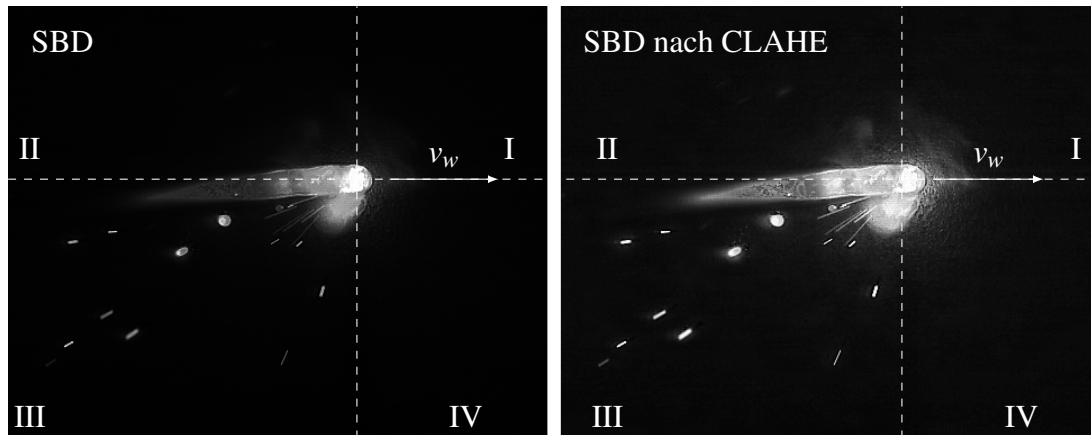


Abbildung 6.3: Exemplarische Prozessaufnahme für den Entstehungsmechanismus SBD und das resultierende Bild nach der CLAHE-Operation mit $c_L = 1,0$ und $t_{sz} = 50$ Pixeln

Die Exzentrizität ε_{sp} wird mithilfe der zentralen Momente zweiter Ordnung $\mu_{n,n}$ der Spritzerregionen nach Gleichung 6.1 berechnet:

$$\varepsilon_{sp} = \frac{(\mu_{2,0} + \mu_{0,2})^2 - 4 \cdot \mu_{1,1}^2}{(\mu_{2,0} + \mu_{0,2})^2} \quad (6.1)$$

Tabelle 6.2: Zusammenfassung der Spritzereigenschaften inklusive deren Wertebereiche

Eigenschaft	Erklärung	Wertebereich
Position	Position des Schweißspritzers im Bildkoordinatensystem	$i : [0, 899]$ $j : [0, 899]$
Spritzergröße	Anzahl der hellen Pixel, die eine Spritzerregion bilden	[2, 450]
Helligkeit	Grauwert einer Spritzerregion	[5, 255]
Spritzeranzahl	Gesamtzahl der in einem Bild auftretenden Spritzer	[0, 500]
Exzentrizität	Exzentrizitätswert einer Spritzerregion	[0, 1[

Laut Definition der Exzentrizität repräsentiert ein Wert von 0 einen perfekten Kreis und ein Wert von 1 eine Linie. Alle Werte im Intervall von 0 bis 1 stellen somit unterschiedliche Ausprägungen von Ellipsen dar.

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

Für die ermittelten relevanten Spritzereigenschaften Größe, Anzahl und Exzentrizität wurde eine typische Verteilung dieser Charakteristika um den jeweiligen Mittelwert beobachtet. Die Wahl einer passenden statistischen Wahrscheinlichkeitsverteilung für die Modellierung der Eigenschaftsstreuung beruht darauf, dass es sich beim Laserstrahlschweißen mit überlagerter Strahloszillation um einen komplexen Prozess handelt, der von einer Vielzahl an Faktoren beeinflusst wird. Dies legt die Approximation der resultierenden Zustandsgrößen als Gaußverteilung nahe. Zwar entspricht die Verteilung von Zufallsvariablen nur in seltenen Fällen exakt einer Gaußkurve, jedoch ist die Summe mehrerer unabhängiger, beliebig verteilter Zufallsvariablen gleicher Größenordnung nach dem sogenannten zentralen Grenzwertsatz der Statistik näherungsweise normalverteilt (HEDDERICH ET AL. 2016, S. 259). Auch die Position der Spritzer in den einzelnen Bildern ist nicht gleichverteilt, sondern die Wahrscheinlichkeit der Anwesenheit nimmt mit zunehmendem radialen Abstand zur Prozesszone ab. Zum einen liegt dieser Zusammenhang darin begründet, dass die Spritzer nach einer begrenzten Flugbahn auf dem Werkstück landen und dort erkalten und somit die Randbereiche des Bildes nicht erreichen. Zum anderen ist der zentrale Entstehungsort das Schmelzbad im Zentrum der radialen Verteilung, sodass wegen der geometrischen Proportionen im Zentrum eine größere Dichte als in den Randbereichen vorliegt.

6.3 Erzeugung synthetischer Spritzerbilder

Da alle Informationen über die Spritzer in synthetisch erzeugten Bilddaten vorhanden sind, eignen sich diese zur Validierung und Parametrierung der Spritzererkennung. Ein ähnliches Vorgehen wird bereits bei den in Abschnitt 3.4 erläuterten Background-Substraction-Methoden angewendet. Im Gegensatz zu einer manuellen Kontrolle, die aufgrund der teilweise hohen Anzahl an Schweißspritzern im Bild nur eine stichprobenartige Überprüfung zulässt, ermöglichen synthetische Bilder eine ganzheitliche Validierung des Algorithmus.

Mithilfe der ermittelten Spritzereigenschaften wird ein realistisches Abbild einer Hochgeschwindigkeitsaufnahme erzeugt. Anschließend werden auf Basis dieses Startbildes Folgebilder generiert, welche die Bewegung von Spritzern auf einer Prozessaufnahme nachbilden. Die Trajektorien der Spritzer entsprechen einer gleichförmig beschleunigten Bewegung, da die Umgebungsbedingungen des Schweißprozesses als hochgradig dynamisch und turbulent anzunehmen sind. Für die mathematische Beschreibung wird in dieser Arbeit die Vereinfachung getroffen, dass eine Modellierung als gleichförmige Bewegung eine ausreichend hohe Genauigkeit liefert.

Sowohl Ablenkungen senkrecht zur Flugrichtung als auch das Abbremsen der Spritzer durch den Luftwiderstand werden im weiteren Verlauf dieser Arbeit nicht berücksichtigt. Lediglich der eingesetzte Querjet (Cross jet), der zum Schutz der Optik dient, führt zu einer Kraft, die senkrecht zur Flugrichtung auf die Spritzer wirkt. Auf diese Weise entstehen vereinzelt gekrümmte Trajektorien, welche in den Folgebildern abgebildet werden müssen. In den beiden folgenden Abschnitten wird auf den Programmablauf zur Erstellung des Startbildes und der Folgebilder im Detail eingegangen.

6.3.1 Erzeugung des Startbildes

Für die Erzeugung des Startbildes ist neben den charakteristischen Spritzereigenschaften noch die Möglichkeit, sich überlappende Spritzer zuzulassen bzw. zu verhindern, von großer Wichtigkeit. Da überlappende Schweißspritzer eine Schwierigkeit für die Detektion darstellen, ist diese Information ein wichtiger Ansatzpunkt für die Analyse und die Interpretation der Ergebnisse. Der Ablaufplan des Programmes zur Generierung synthetischer Startbilder ist in Abbildung 6.4 dargestellt.

Vor dem Durchlauf des Programmes müssen durch den Benutzer¹ die relevanten Spritzereigenschaften vorgegeben werden. Zu diesen Parametern zählen die charakteristischen Werte mittlere Fluggeschwindigkeit, örtliche Wahrscheinlichkeit der Spritzerentstehung, Verteilung der Exzentrizität, der Spritzergröße und des Grauwertes sowie der mittlere Wert der Beschleunigung senkrecht zur Flugrichtung für Spritzer unter Berücksichtigung einer Querkraft. Zusätzlich ist die Gesamtanzahl an gewünschten Spritzern (n_{sp}) im Bild anzugeben. Durch die Variabilität dieser Größen lassen sich unterschiedliche Szenarien modellieren.

Für alle spritzerspezifischen Werte wurde eine Datenstruktur definiert, welche zu Beginn des Programmes anhand der Nutzereingaben berechnet und befüllt wird. Die Felder der Datenstruktur umfassen die Spritzergröße (G_{sp}), die Exzentrizität (ϵ_{sp}), den Winkel zur Horizontalen (φ_{sp}), die Position entlang der u-Achse (u_{sp}), die Position entlang der v-Achse (v_{sp}), den Grauwert im Spritzerzentrum (gc_{sp}), den Grauwert am Spritzerrand (ge_{sp}), die Fluggeschwindigkeit des Spritzers in radialer Richtung ($v_{sp,r}$), die Fluggeschwindigkeit des Spritzers in Querrichtung ($v_{sp,q}$) und die Querkraft durch den Querjet (Fq_{sp}). Aufgrund der gewählten Verteilungen für die

¹Es werden sowohl männliche als auch weibliche Personen angesprochen.

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

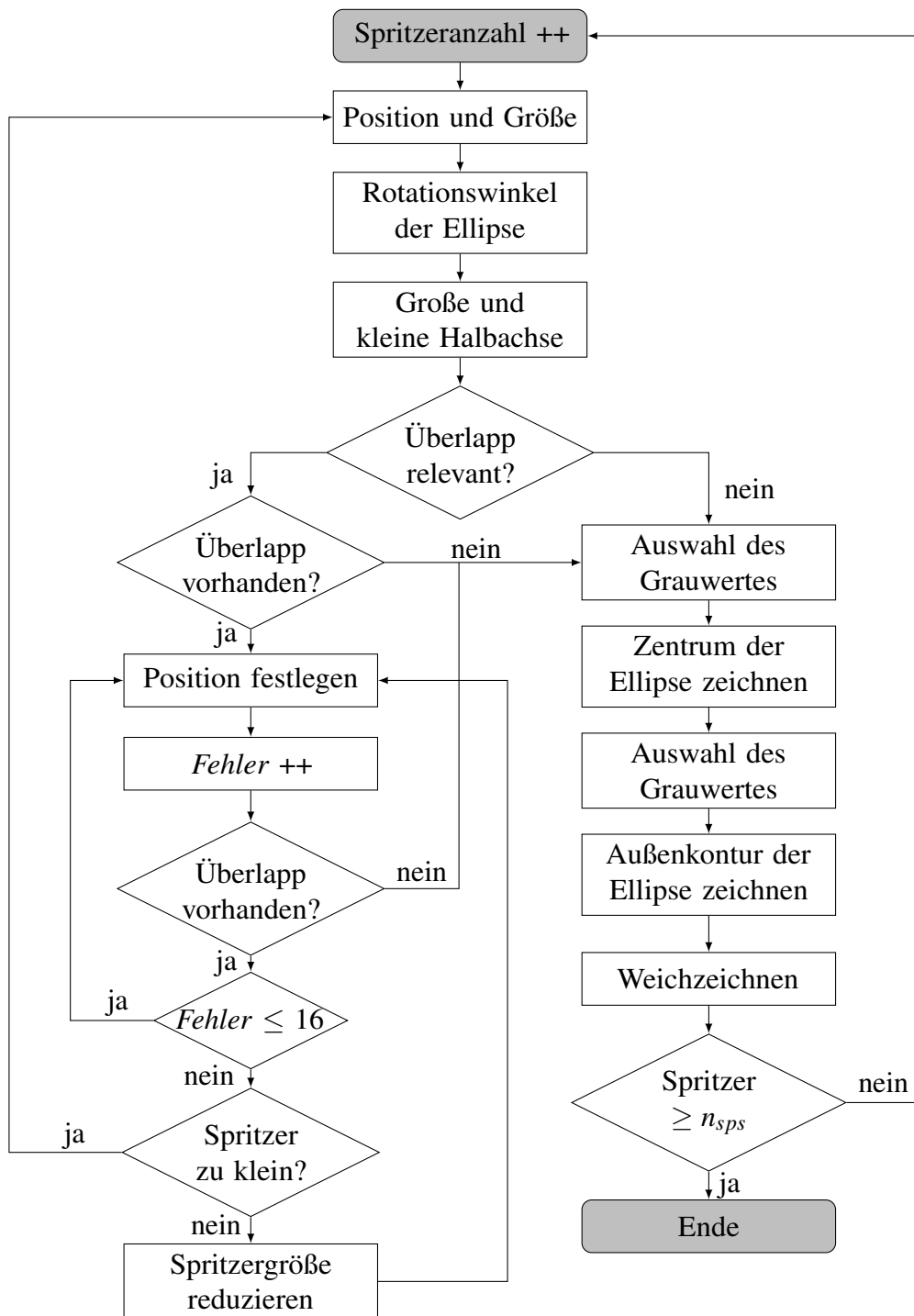


Abbildung 6.4: Flussdiagramm zur Erstellung eines synthetischen Spritzerbildes mit den Eingangsgrößen Spritzeranzahl, Spritzergrößenverteilung, Helligkeitsverteilung und Exzentrizität

Spritzereigenschaften entstehen in einem synthetischen Bild unterschiedliche Spritzerarten. Für jeden Spritzer, der eingezeichnet werden soll, wird die entsprechende Datenstruktur angelegt und mit Werten befüllt. Aus Abbildung 6.4 ist ersichtlich, dass das Programm in einer Schleife über jede Datenstruktur iteriert, bis n_{sp} Spritzer in das Bild eingezeichnet wurden.

Im Sinne der Datengenerierung ist die Implementierung von Zufälligkeit ein relevanter Aspekt, da bei jedem Programmaufruf auch bei gleicher Parameterwahl unterschiedliche Testdaten erzeugt werden sollen. Das rechnerische Erzeugen einer Sequenz zufälliger Zahlen bedient sich jedoch stets algorithmischer Schemata und wird daher sogenannte Pseudozufallszahlen generieren (KNUTH 2016, S. 324). Die Wahrscheinlichkeitsfunktion für den Entstehungsort eines Spritzers entspricht einer Gaußverteilung mit der durch den Benutzer¹ vorgegebenen Standardabweichung σ_{Esp} . Da ein Spritzer nur außerhalb des Schmelzbades sichtbar ist, wird die Prozesszone aus dem Zentrum der Gaußverteilung ausgespart und mit der Wahrscheinlichkeit null besetzt. Mithilfe eines Generators für Pseudozufallszahlen, der auf dem Ziggurat-Algorithmus basiert, werden Positionswerte mit einem Mittelwert von null und einer Standardabweichung von σ_{Esp} generiert. Die auf Basis dieser Wahrscheinlichkeitsverteilung generierte Position wird durch Addition der Koordinaten der Prozesszone in eine radiale Verteilung um die Prozesszone transformiert. Analog werden die Spritzergröße G_{sp} sowie die beiden Grauwerte gc_{sp} und ge_{sp} berechnet. Auf Basis der zuvor bestimmten Anfangswerte für die Eigenschaften eines Spritzers erfolgt anschließend die Berechnung des Rotationswinkels φ_{sp} . Für die Koordinaten des Spritzerzentrums u_{sp} und v_{sp} sowie die Koordinaten der Prozesszone u_P und v_P gilt der Zusammenhang

$$\tan(\varphi_{sp}) = \frac{v_{sp} - v_P}{u_{sp} - u_P}. \quad (6.2)$$

In jedem Quadranten des synthetischen Bildkoordinatensystems mit Ursprung im Zentrum der Prozesszone bezeichnet φ_{sp} folglich den Winkel der Hauptachse der Ellipse zur Abszisse. Schließlich erfolgt die Berechnung der Exzentrizität ε_{sp} auf Basis des Geschwindigkeitsbetrages $|v_{sp,r}|$ und der zugehörigen Standardabweichung $\sigma_{v_{sp}}$. Der funktionale Zusammenhang zwischen der Spritzergeschwindigkeit und der Exzentrizität ist definiert durch:

$$\varepsilon_{sp} = (\text{erf}((|v_{sp,r}| - \sigma_{v_{sp}}) \cdot 0,08) + 1) * 0,5 \quad (6.3)$$

¹Es werden sowohl männliche als auch weibliche Personen angesprochen.

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

Die Fehlerfunktion in Gleichung 6.3 wurde so parametrisiert, dass ein Übergang von 0 bis 1 realisiert wird. Die beiden Werte $|v_{sp,r}|$ und $\sigma_{v_{sp}}$ geben die Steigung des Übergangs sowie die Position auf der x-Achse an. Die Fehlerfunktion als funktionaler Zusammenhang zwischen Spritzergeschwindigkeit und Exzentrizität bietet den Vorteil eines stetigen Übergangs und ist zudem für den gesamten Wertebereich definiert. Auf Basis der Spritzergröße und der Exzentrizität wird mithilfe der folgenden Gleichungen die große a_s und kleine Halbachse b_s der Ellipse berechnet:

$$a_s = \sqrt{\frac{G_{sp}}{\pi \cdot \sqrt{1 - \varepsilon_{sp}^2}}}; \quad b_s = a_s \cdot \sqrt{1 - \varepsilon_{sp}^2} \quad (6.4)$$

Der durch den Benutzer¹ festzulegende Modus der Spritzerüberlappung entscheidet nun maßgeblich über den weiteren Verlauf der Programmabarbeitung. Wird eine Überlappung auch im Startbild zugelassen, wird der Spritzer ohne weitere Berechnungsschritte in das Bild eingezeichnet. Hierfür wird zunächst das Zentrum des Spritzers mit dem entsprechenden Grauwert gc_{sp} als Ellipse eingezeichnet und anschließend auf die gleiche Weise der Spritzerrand mit dem entsprechenden Grauwert ge_{sp} . Anschließend wird mithilfe einer Weichzeichnungsoperation der scharfe Übergang zwischen Spritzer und Hintergrund reduziert. Als letzter Schritt wird überprüft, ob noch weitere Spritzer eingezeichnet werden müssen oder ob das Programm beendet werden kann.

Schließt der Benutzer allerdings eine Überlappung im Startbild aus, so wird für jeden Spritzer zunächst geprüft, ob dieser mit den spezifischen Parametern ohne Überlappung in das Bild eingezeichnet werden kann. Bisher wurden lediglich Schweißspritzer in die synthetischen Bilder eingezeichnet, was dazu führt, dass der Hintergrund einen Grauwert von exakt null besitzt. Folglich ist es möglich, einen Spritzer ohne Überlappung mit einem anderen Objekt einzuzeichnen, wenn alle durch den Spritzer betroffenen Pixel einen Grauwert von null aufweisen. Für diese Überprüfung wird vor dem Einzeichnen des jeweiligen Spritzers das kleinstmögliche ihn umschließende Rechteck hinsichtlich der darin befindlichen Grauwerte untersucht. Weist ein betroffenes Pixel einen Grauwert größer null auf, so wird durch ein mehrstufiges heuristisches Verfahren versucht, die Ellipse mit veränderten Parametern einzuzeichnen.

Im Zuge dieses Verfahrens variiert der Algorithmus innerhalb von Toleranzmaßen die Spritzerposition und die Spritzergröße. So wird in einem ersten Schritt die Position des Spritzerzentrums in

¹Es werden sowohl männliche als auch weibliche Personen angesprochen.

der Größenordnung der Fläche variiert, um Überschneidungen in den Randbereichen zu entfernen. Falls dieses Vorgehen 16 Mal fehlschlägt, wird die Spritzergröße um drei Pixel verkleinert und ein neuer Entstehungsort berechnet. Mit der reduzierten Spritzergröße wird anschließend wiederum lokal nach einem geeigneten Ort ohne Überlappung gesucht. Dieses Vorgehen wird so lange wiederholt, bis der Spritzer um die Hälfte verkleinert wurde. Sollte dieser Fall eintreten, wird der aktuelle Parametersatz verworfen und auf Grundlage der Verteilungsfunktionen ein neuer Spritzer mit anderen Eigenschaften berechnet. Sollte auch dieser Versuch fehlschlagen, endet das Programm und eine Warnmeldung über das fehlgeschlagene Einzeichnen wird ausgegeben. Dieses Vorgehen verhindert eine endlose Laufzeit des Programmes und ermöglicht dennoch die sichere Bewertung der Spritzerdetektion. Nachdem alle n_{sps} Spritzer in das synthetische Bild eingezeichnet wurden, wird dem Bild noch Hintergrundrauschen überlagert, um mögliche Reflexionen der Werkstückoberfläche nachzustellen.

6.3.2 Erzeugung der Folgebilder

Auf Grundlage des Startbildes und der Spritzereigenschaften wird die Bewegung der synthetischen Spritzer in den Folgebildern nachgestellt. Der prinzipielle Ablauf zur Berechnung der einzelnen Spritzertrajektorien ist in Abbildung 6.5 visualisiert.

Die Bewegung eines Spritzers erfolgt radial von der Prozesszone ausgehend, sodass die Bewegungsrichtung durch die Position und Orientierung relativ zur Prozesszone gegeben ist. Dementsprechend werden die Trajektorien der Spritzer für jeden Quadranten unterschiedlich berechnet. Das zugrunde liegende physikalische Modell ist eine gleichmäßig beschleunigte Bewegung. Die Berechnung der Positions- und Geschwindigkeitsänderung innerhalb eines Zeitintervalls erfolgt in einem körpereigenen Koordinatensystem (x_{csp}, y_{csp}) (gemäß Abschnitt 4.5). Bei diesem zeigt die körpereigene x_{csp} -Achse in Bewegungsrichtung, wohingegen die y_{csp} -Achse senkrecht dazu ausgerichtet ist:

$$\Delta y_{csp} = y_{csp}^{\tau} - y_{csp}^{\tau-1} = \frac{a_w}{2} \cdot \left(\frac{1}{r_{img}} \right)^2 + v_{sp,q} \cdot \frac{1}{r_{img}}. \quad (6.5)$$

Hierin bezeichnet a_w die Beschleunigung senkrecht zur Flugrichtung, r_{img} die Rate der Bildaufnahme, also im vorliegenden Fall den reziproken Wert des Zeitintervalls einer Bildaufnahme (synthetische Belichtungszeit) und τ einen ganzzahligen dimensionslosen Zeitschritt. Die Ge-

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

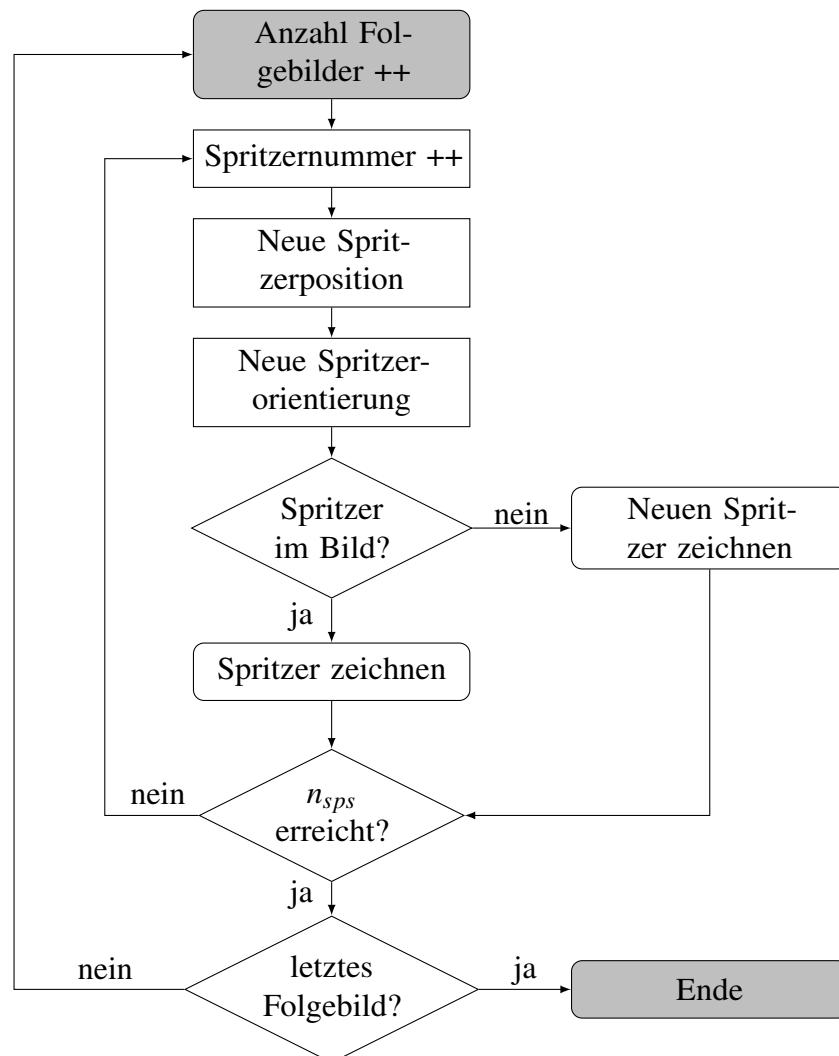


Abbildung 6.5: Flussdiagramm zur Erstellung von synthetischen Folgebildern, um eine Prozessaufnahme nachzubilden (++: Erhöhung um 1)

schwindigkeitskomponente senkrecht zur Flugrichtung wird durch

$$vq_{sp}^{\tau} = vq_{sp}^{\tau-1} + \frac{a_w}{r_{img}} \quad (6.6)$$

bestimmt. Durch die gleichförmige Bewegung in x_{csp} -Richtung wird die Positionsänderung durch

$$\Delta x_{csp} = x_{csp}^{\tau} - x_{csp}^{\tau-1} = \frac{v_{sp,r}}{r_{img}} \quad (6.7)$$

berechnet. Anschließend müssen die Positions- und Geschwindigkeitsänderungen in das Bildkoordinatensystem transformiert werden. Zur Erzeugung einer von der Prozesszone ausgehenden Bewegung der Spritzer wird dazu das Bild in vier Quadranten eingeteilt, wobei das Zentrum der Prozesszone den Koordinatenursprung bildet. In Abbildung 6.6 sind die drei verwendeten Koordinatensysteme Bildkoordinatensystem (i, j) , Prozesskoordinatensystem (x_p, y_p) und Spritzerkoordinatensystem (x_{csp}, y_{csp}) gemäß Abschnitt 4.5 veranschaulicht.

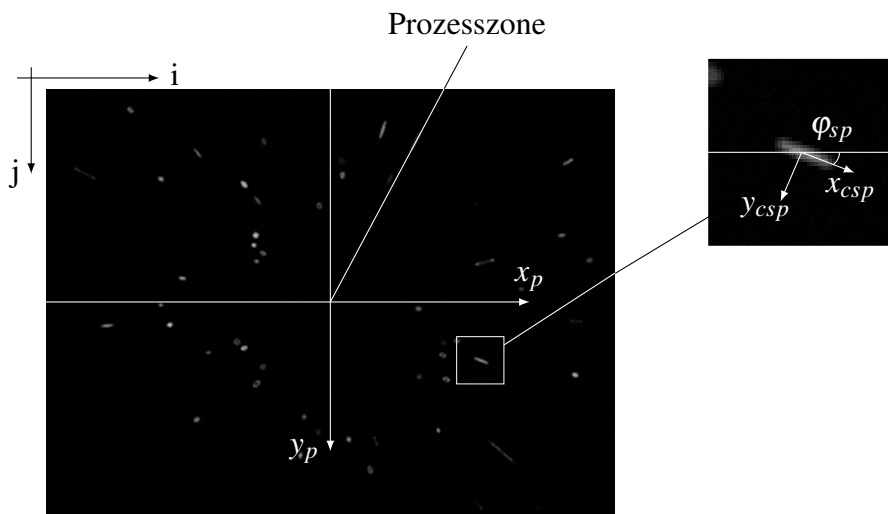


Abbildung 6.6: Verwendete Koordinatensysteme zur Erzeugung von synthetischen Spritzerbildern

Über den Rotationswinkel φ_{sp} relativ zum Prozesskoordinatensystem ergeben sich folglich die Geschwindigkeitskomponenten in x_p - und y_p -Richtung. Die Bewegung in x_p -Richtung wird mithilfe von

$$x_p^\tau = \begin{cases} x_p^{\tau-1} + \Delta x_{csp}^{\tau-1} \cdot \cos\left(\varphi_{sp} \cdot \frac{\pi}{180}\right) + \Delta y_{csp}^{\tau-1} \cdot \sin\left(\varphi_{sp} \cdot \frac{\pi}{180}\right) & \text{für } x_p^{\tau-1} \geq x_0 \\ x_p^{\tau-1} - \Delta x_{csp}^{\tau-1} \cdot \cos\left(\varphi_{sp} \cdot \frac{\pi}{180}\right) + \Delta y_{csp}^{\tau-1} \cdot \sin\left(\varphi_{sp} \cdot \frac{\pi}{180}\right) & \text{für } x_p^{\tau-1} < x_0 \end{cases} \quad (6.8)$$

berechnet. Analog wird über die Geometrie der Anordnung die Berechnungsvorschrift für die Bewegung eines Spritzers in y_p -Richtung hergeleitet:

$$y_p^\tau = \begin{cases} y_p^{\tau-1} + \Delta x_{csp}^{\tau-1} \cdot \sin\left(\varphi_{sp} \cdot \frac{\pi}{180}\right) + \Delta y_{csp}^{\tau-1} \cdot \cos\left(\varphi_{sp} \cdot \frac{\pi}{180}\right) & \text{für } y_p^{\tau-1} \geq y_0 \\ y_p^{\tau-1} - \Delta x_{csp}^{\tau-1} \cdot \sin\left(\varphi_{sp} \cdot \frac{\pi}{180}\right) + \Delta y_{csp}^{\tau-1} \cdot \cos\left(\varphi_{sp} \cdot \frac{\pi}{180}\right) & \text{für } y_p^{\tau-1} < y_0 \end{cases} \quad (6.9)$$

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

Die Bewegung der einzelnen Spritzer wird durch die Berechnung der Spritzerbewegung in x_{csp} - und y_{csp} -Richtung für das Zeitintervall $[\tau - 1, \tau]$ und durch die anschließende Koordinatentransformation abgebildet. Sollte das Ellipsenzentrum eines Spritzers durch die Fortbewegung über die Grenzen des Bildes hinauslaufen, wird dieser nicht mehr in das synthetische Bild eingezeichnet. Anstelle dieses Spritzers wird unter Nutzung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen ein neuer Spritzer erzeugt.

6.4 Abgleich mit Hochgeschwindigkeitsaufnahmen

In Abbildung 6.7 wird ein synthetisches Prozessbild mit einer Hochgeschwindigkeitsaufnahme verglichen, um die Ähnlichkeit nachzuweisen.

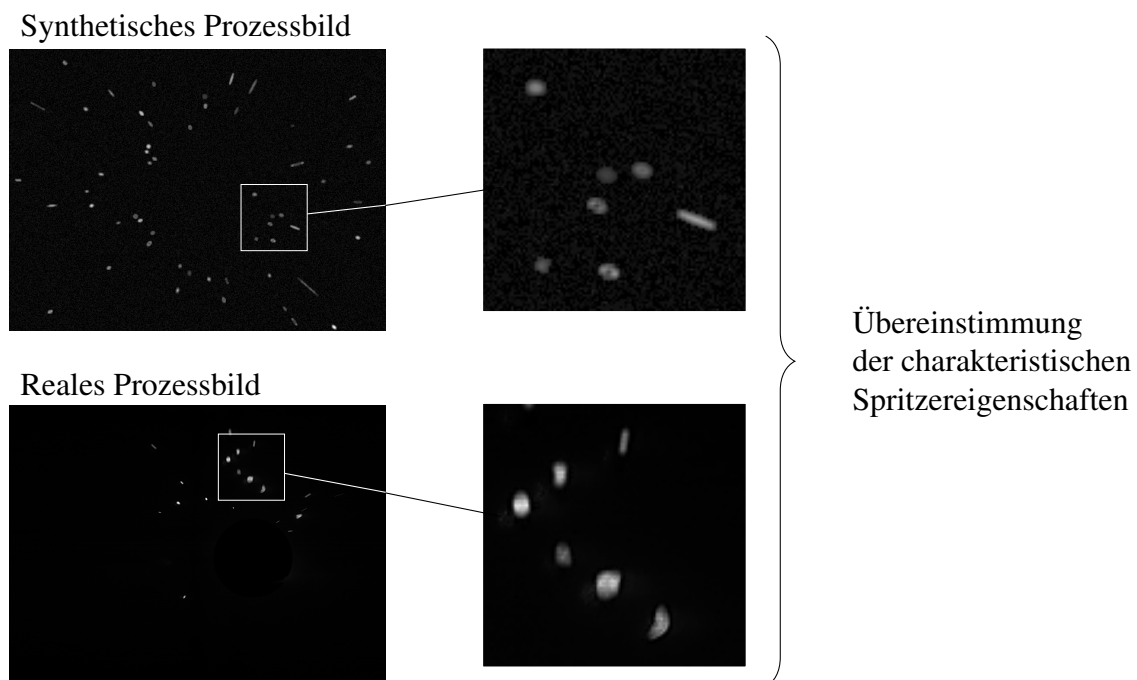


Abbildung 6.7: Gegenüberstellung von synthetischen und realen Prozessbildern; Parameter für synthetische Bilder: $n_{sps} = 55$, $G_{sp} = 20$ Pixel, $v_{sp,r} = 15$ Pixel/s, $gc_{sp} = 85$; Schweißparameter: $P_l = 2000$ W, $v_w = 138,89$ mm/s, $A_o = 0,383$ mm, $f_o = 200$ Hz; Werkstoff: Cu-OF; Laserstrahlquelle: Grundmode-Faserlaser vgl. Abschnitt 4.3

Es ist zu erkennen, dass die charakteristischen Spritzereigenschaften eine hohe Übereinstimmung zwischen dem synthetischen und dem realen Prozessbild aufweisen. Das synthetische Bild ist

geeignet, die unterschiedlichen Graustufen in einem Spritzer sowie die Form, Helligkeit und Flugrichtung der auftretenden Schmelzeauswürfe mit einer hohen Übereinstimmung mit der Realität nachzubilden. Aus diesem Grund wird im Folgenden der Algorithmus genutzt, um unterschiedliche Prozessbilder nachzustellen und den Algorithmus zur Spritzerdetektion zu validieren.

6.5 Validierung der Spritzerdetektion

In den folgenden Abschnitten werden unterschiedliche synthetische Spritzerbilder genutzt, um den Bildverarbeitungsalgorithmus der Spritzerdetektion zu validieren, d.h. seine Eignung für den vorgesehenen Anwendungszweck nachzuweisen. Zunächst wurde die Anzahl der im Startbild vorhandenen Spritzer variiert und somit die Leistungsfähigkeit der Spritzerdetektion überprüft. Diese Untersuchungen geben Aufschluss über die Sensitivität des Bildverarbeitungsalgorithmus hinsichtlich der Spritzerhäufigkeit und ermöglichen eine Parametrierung des Detektionsalgorithmus. Hierbei wird auf die Problematik von sich überlappenden Spritzern im Startbild eingegangen. Abschließend wurden synthetische Bildsequenzen ausgewertet, um den Einfluss der kumulativen Spritzerzählung zu quantifizieren. Hierfür wurde ein Programm zur Spritzernachverfolgung eingesetzt, welches Mehrfachzählungen von Spritzern vermeidet (SCHWEIER 2015, S. 171 ff.). Die Variation unterschiedlicher Spritzereigenschaften wird bei beiden Untersuchungen betrachtet, indem breite Verteilungsfunktionen für die Spritzergröße, -geschwindigkeit und -helligkeit verwendet wurden.

6.5.1 Sensitivitätsanalyse der Spritzerhäufigkeit

Für die Untersuchungen zur Sensitivität des Detektionsalgorithmus hinsichtlich der Spritzeranzahl im Startbild wurden sukzessive mehr Spritzer in ein Bild eingezeichnet und anschließend ausgewertet. Dieses Testszenario wurde für Startbilder mit und ohne überlappende Spritzer durchgeführt. Ausgehend von einem einzelnen Spritzer im ersten synthetischen Bild wurde die Anzahl um jeweils einen weiteren Spritzer erhöht. Diese Bildersequenz wurde bis zu einer maximalen Anzahl von 150 Spritzern fortgeführt. Für jedes Prozessbild wurden die übrigen charakteristischen Spritzereigenschaften auf die folgenden Werte festgelegt, um ein breites Spektrum an unterschiedlichen Spritzerausprägungen zu generieren:

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

- Mittelwert der Spritzergröße: $\mu(G_{sp}) = 50 \text{ Pixel}$
- Standardabweichung der Spritzergröße: $\sigma(G_{sp}) = 25 \text{ Pixel}$
- Mittelwert des Grauwertes im Spritzerzentrum: $\mu(g_{c_{sp}}) = 127$
- Standardabweichung des Grauwertes im Spritzerzentrum: $\sigma(g_{c_{sp}}) = 64$
- Mittelwert des Spritzergrauwertes am Spritzerrand: $\mu(g_{e_{sp}}) = 160$
- Standardabweichung des Spritzergrauwertes am Spritzerrand: $\sigma(g_{e_{sp}}) = 64$
- Mittelwert der Spritzergeschwindigkeit: $\mu(v_{sp,r}) = 1200 \text{ Pixel/s}$
- Standardabweichung der Spritzergeschwindigkeit: $\sigma(v_{sp,r}) = 150 \text{ Pixel/s}$

Es wurden mit Hilfe der Verteilungsfunktionen fünf unterschiedliche Prozessbilder pro Versuchsparameterkombination erstellt. Durch die Auswertung dieser Bilddaten wurde die Reproduzierbarkeit des Ergebnisses des Detektionsalgorithmus getestet. Abbildung 6.8 zeigt ein Balkendiagramm für den mittleren Fehler bei der Erkennung über die Anzahl an Spritzern pro Bild. Der Fehler wurde durch die Berechnung der Differenz zwischen der Anzahl an detektierten Spritzern und der Anzahl an tatsächlich vorhandenen Spritzern ermittelt. Die Standardabweichung für die fünf Versuchsdurchführungen ist als je ein Kurvenverlauf ebenfalls eingezeichnet. Für alle bisher betrachteten Prozessbilder wurde eine Überlappung von Spritzern ausgeschlossen.

Ein negativer Fehlerwert in Abbildung 6.8 bedeutet, dass der Algorithmus mehr Spritzer zählt, als tatsächlich im Bild vorhanden sind. Diese Fehlerart ist für alle durchgeführten Versuche dominant, weist allerdings keine Abhängigkeit von der Anzahl der vorhandenen Spritzer im Bild auf. Der absolut höchste Fehlerwert betrug -12 bei einer Standardabweichung von 4,9 und wurde für 137 Spritzer im Prozessbild erreicht. Werden alle $5 \cdot 150 = 750$ durchgeführten Untersuchungen betrachtet, war es dem Erkennungsalgorithmus möglich, in 30,9% der Fälle die exakte Spritzeranzahl zu detektieren. Wird ein Toleranzwert von ± 1 Spritzer angenommen, steigt die Erkennungsrate auf 55,9%. Eine hohe Erkennungsgenauigkeit von über 95% wird für einen Toleranzwert von ± 5 Spritzern erreicht. Die Erkennung von zu vielen Spritzern lässt sich auf das Zerteilen der Spritzer in mehrere Segmente durch die Bildverarbeitung erklären. Dieses Phänomen wird im Folgenden näher betrachtet.

Zur Visualisierung der bei der Segmentierung auftretenden Zerteilung von Spritzern wird das synthetische Bild mit dem größten Fehlerwert herangezogen. In Abbildung 6.9 ist dieses synthe-

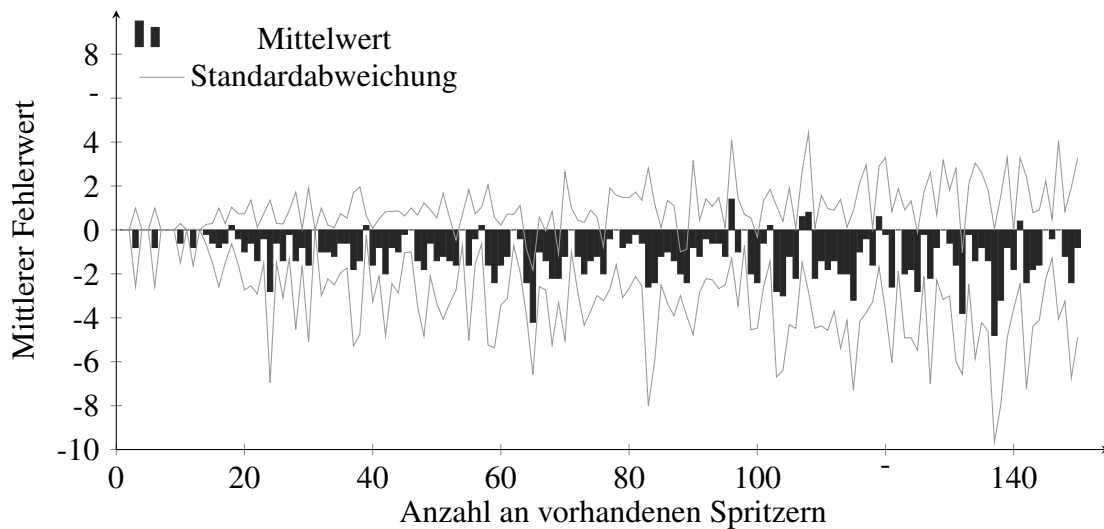


Abbildung 6.8: Anzahl der falsch detektierten Spritzer über der Grundwahrheit an vorhandenen Spritzern ohne Spritzerüberlappung

tische Prozessbild mit 137 Spritzern visualisiert, wobei die Segmentierung eine Anzahl von 149 ergab. Da in normaler Auflösung nicht ersichtlich ist, welche Spritzer durch die Segmentierung zerteilt werden, wurde ein typischer Spritzer vergrößert dargestellt und dem Ergebnis der Segmentierung gegenübergestellt.

Es ist deutlich zu erkennen, dass der einzelne Spritzer in drei Regionen aufgeteilt wurde. Wird

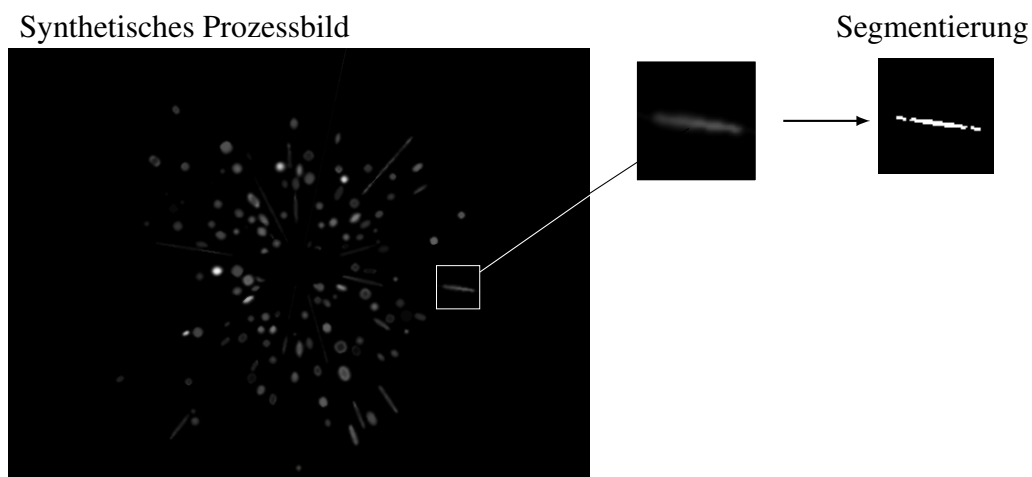


Abbildung 6.9: Darstellung eines Erkennungsfehlers durch rechnerische Zerteilung des Schweißspritzers

die Kontur des ursprünglichen Spritzers näher betrachtet, fällt auf, dass der Grauwert im Zentrum

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

des Spritzers heller ist als an den Rändern. Diese Grauwertverteilung wurde aufgrund des Abkühlprozesses von Spritzern während des Fluges implementiert und führt besonders bei Spritzern mit einer hohen Abweichung von der idealen Rundheit zu einer Zerteilung in der Erkennungssoftware. Zur Minimierung dieser Fehlerart bietet sich eine Anpassung der morphologischen Basis-Operation *closing* an, wobei dadurch das Risiko von überlappenden Spritzern steigt. Für die Ergebnisse aus Abbildung 6.10 wurden die Einstellungen für die charakteristischen Spritzereigenschaften übernommen und ebenfalls synthetische Prozessbilder mit steigender Anzahl an Spritzern erzeugt. Für diese Auswertung wurden sich überlappende Spritzer zugelassen.

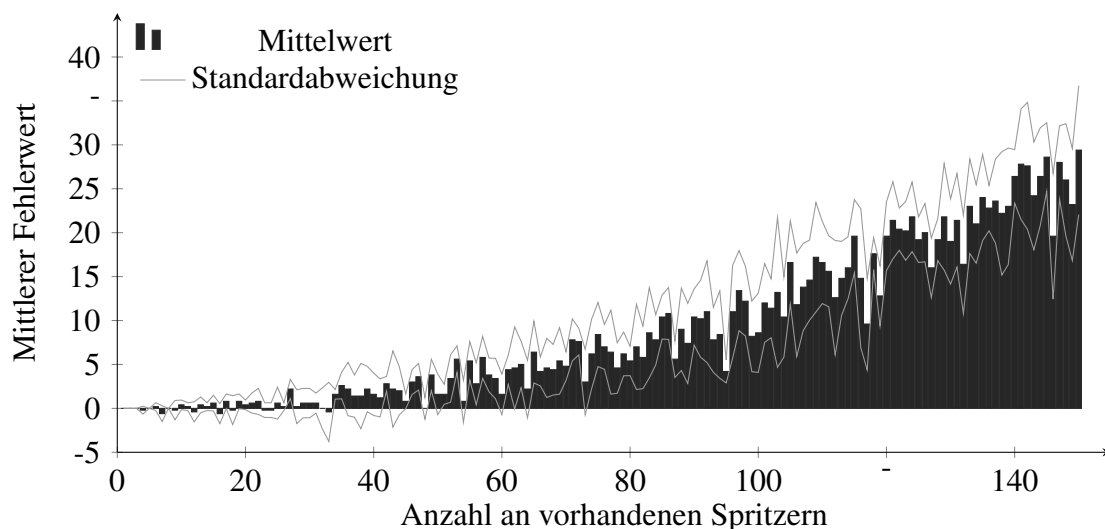


Abbildung 6.10: Anzahl der falsch detektierten Spritzer über der Grundwahrheit an vorhandenen Spritzern mit Spritzerüberlappung

Im Gegensatz zu Abbildung 6.8 ist hier ein klarer Zusammenhang zwischen dem mittleren Fehlerwert und der Anzahl an Spritzern im Prozessbild ersichtlich. Der Fehlerwert steigt proportional mit der Spritzeranzahl an, was durch eine höhere Anzahl an sich überlappenden Spritzern erklärt werden kann. Der Fehler durch Zerteilung von Spritzern tritt bei dieser Auswertung in den Hintergrund. Für Prozessbilder mit bis zu 33 enthaltenen Spritzern lag der mittlere Fehlerwert in einem Intervall von -0,5 bis 0,5. Ab einer Anzahl von 33 Spritzern pro Prozessbild steigt die Wahrscheinlichkeit für sich überlappende Spritzer stetig an. Der Zusammenhang lässt sich durch eine lineare Funktion mit einer Steigung von 0,2 annähern und erreicht bei einem mittleren Fehlerwert von 29,4 sein Maximum innerhalb des Definitionsbereiches. Der absolut betrachtet maximale Fehler betrug 40 ungezählte Spritzer bei 150 vorhandenen Spritzern. In 13,5 % von

allen Prozessbildern erkannte der Algorithmus die exakte Spritzeranzahl. Für eine Genauigkeit von 52,9 % müssen sechs nicht gezählte Spritzer toleriert werden. Für eine Genauigkeit von 95 % steigt dieser Wert auf 26 nicht detektierte Spritzer.

Abbildung 6.11 veranschaulicht den Fehlerfall durch sich überlappende Spritzer. Auch hier wurde eine charakteristische Situation vergrößert dargestellt und das Ergebnis der Segmentierung abgebildet.

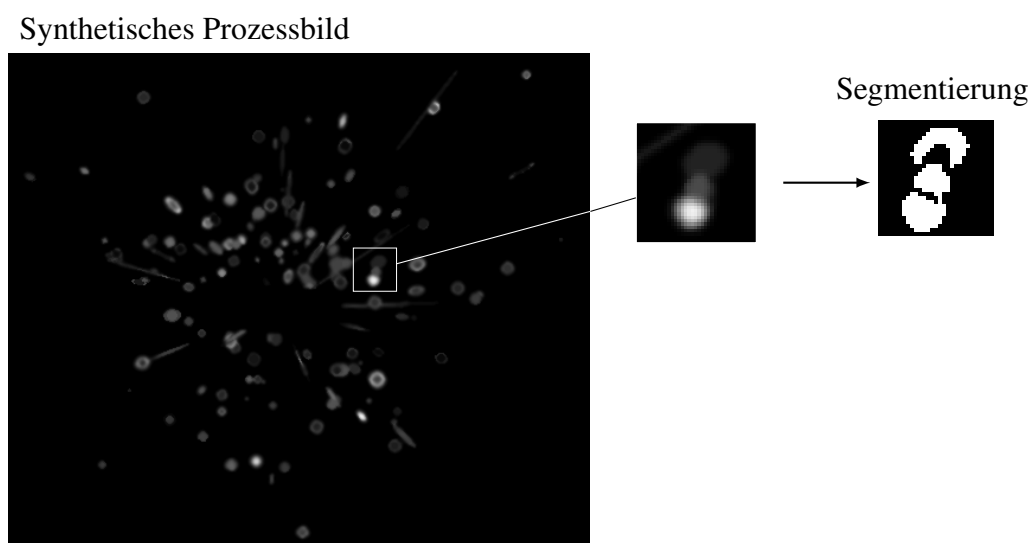


Abbildung 6.11: Darstellung eines Erkennungsfehlers durch sich überlappende Schweißspritzer

Das synthetische Prozessbild in Abbildung 6.11 wies den höchsten Fehlerwert von 35 nicht erkannten Spritzern auf. Laut Algorithmus wurden 150 Spritzer in das Bild eingezeichnet. Es ist deutlich erkennbar, dass eine hohe Anzahl an Spritzern Überlappungen aufweist. Die Vergrößerung zeigt beispielhaft die Überlappung von drei Spritzern mit unterschiedlichem Grauwert. Dennoch wurden diese nicht als einzelne Regionen erkannt. Dies kann durch die Verwendung des globalen Schwellwertes erklärt werden. Zur Minimierung dieses Fehlers stehen grundsätzlich verschiedene Verfahren wie die Wasserscheidentransformation oder die lokale Berechnung von Schwellwerten zur Verfügung (OHSE ET AL. 2009). Diese Verfahren gehen allerdings alle mit einer hohen Rechenzeit einher, was sie für eine inline-fähige Auswertung unbrauchbar erscheinen lässt.

Zusammenfassend gilt, dass der Erkennungsalgorithmus eine sehr gute Erkennungsrate für eine Anzahl von bis zu 40 Spritzern pro Bild erreicht. Auf Basis der Voruntersuchungen kann geschlossen werden, dass diese Anzahl an Spritzern für die meisten Versuche einen realistischen

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

Wert darstellt und bereits auf einen Schweißprozess mit einer niedrigen Qualität hinweist. Somit erfüllt der Bildverarbeitungsalgorithmus die Anforderungen an die Spritzererkennung.

6.5.2 Einfluss der kumulativen Spritzerzählung

Die folgenden Untersuchungen zeigen den Einfluss der kumulativen Spritzerzählung auf die Bewertung des Schweißergebnisses. Hierfür wurden synthetische und reale Prozessaufnahmen sowohl mit einem Nachverfolgungsalgorithmus als auch mit der in Kapitel 5 vorgestellten Methode zur Spritzerdetektion ausgewertet. Zunächst wurden zwei Parametersätze zum Schweißen mit Strahloszillation ausgewählt, die eine unterschiedliche Spritzerbildung hervorrufen. Die Schweißergebnisse wurden anschließend visuell ausgewertet und mit den Ergebnissen des Nachverfolgungs- und Detektionsalgorithmus verglichen. Hierdurch war sichergestellt, dass beide Algorithmen die gleiche Qualitätsbewertung erzielen wie eine visuelle Inspektion der Schweißprobe. Anschließend wurden beide Prozessvideos durch synthetische Bilder nachgestellt, um den Fehlerwert bei der Zählung von Spritzern zu quantifizieren.

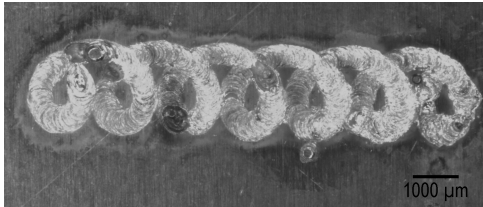
Die beiden ausgewählten Parametersätze sind in Tabelle 6.3 aufgelistet.

Tabelle 6.3: Parametersätze für den Vergleich von kumulativer Spritzerzählung und Spritzernachverfolgung

Parametersatz	v_w in mm/s	A_o in mm	f_o in Hz	P_l in W
1	35,63	0,85	24,0	2085
2	32,50	0,77	120,0	1852

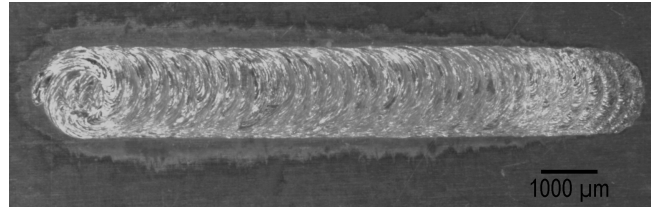
Bei vergleichbarer Vorschubgeschwindigkeit, Oszillationsamplitude und Laserleistung wird der Einfluss der Oszillationsfrequenz auf das Schweißergebnis deutlich. Parametersatz 1 führt zu einem unruhigen Prozess, was in einer gesteigerten Spritzerbildung resultiert. Außerdem ist f_o zu gering, um ein kontinuierliches Schmelzbad zu gewährleisten, was eine hohen Oberflächenrauheit der Schweißnaht bedingt. Abbildung 6.12 zeigt die beiden Schweißnahtoberflächen und das zugehörige Ergebnis der Spritzerauswertung. Hierin beschreibt n_{spT} die Anzahl der durch den Nachverfolgungsalgorithmus gezählten Spritzer und n_{spD} die durch die Spritzerdetektion erfassten Spritzer.

Parametersatz 1: hohe Spritzerbildung



$$\begin{aligned} n_{spT} &= 41 \\ n_{spD} &= 252 \end{aligned}$$

Parametersatz 2: niedrige Spritzerbildung



$$\begin{aligned} n_{spT} &= 0 \\ n_{spD} &= 4 \end{aligned}$$

Abbildung 6.12: Vergleich der Schweißnahtoberflächen und der detektierten Schweißspritzer für die beiden Parametersätze aus Tabelle 6.3

Anhand der Oberflächenaufnahmen ist bereits ein deutlicher Unterschied bzgl. der Spritzerbildung zu erkennen. In der linken Aufnahme sind neben der Schweißnaht erkaltete Schmelzeauswürfe zu sehen, wohingegen das rechte Bild eine homogene Nahtoberfläche aufweist. Dieser offensichtliche Qualitätsunterschied spiegelt sich auch in den beiden Größen n_{spT} und n_{spD} wider. Die inline-fähige Spritzerdetektion erkennt für Parametersatz 2 über die gesamte Nahtlänge eine kumulative Anzahl von 4 Spritzern, wohingegen diese auf einen Wert von 252 für Parametersatz 1 steigt. Der visuelle Qualitätsunterschied ist somit auch durch die Spritzererkennung erfassbar. Der Nachverfolgungsalgorithmus ist also auch in der Lage, einen Qualitätsunterschied zu erkennen. Hier steigt der Wert für n_{spT} von 0 auf 41.

Die Diskrepanz zwischen den beiden Auswertemethoden lässt sich für Parametersatz 1 durch die Mehrfachzählung von Spritzern bei dem Detektionsalgorithmus erklären. Ist ein und derselbe Spritzer auf mehreren aufeinanderfolgenden Bildern vorhanden, ergibt n_{spD} einen kumulativen Wert für die Spritzeranzahl.

Für Parametersatz 2 kann der Unterschied im Auswertergebnis durch Ungenauigkeiten im Nachverfolgungsalgorithmus erklärt werden. Die vier aufgetretenen Spritzer wurden auch durch den Nachverfolgungsalgorithmus als tatsächliche Objekte erkannt, allerdings nicht als sich bewegend Objekte klassifiziert und dementsprechend nicht gezählt. Diese Art von Fehler kann durch eine falsche Parametrierung des Kalman-Filters ausgelöst werden.

Um die Genauigkeit beider Auswerteverfahren hinsichtlich einer Grundwahrheit untersuchen zu können, wurden im Folgenden die Spritzer der Parametersätze 1 und 2 durch synthetische Bilder nachgestellt. Die Einstellungen für den Algorithmus zur Erzeugung von synthetischen Folgebildern sind in Tabelle 6.4 aufgelistet.

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

Tabelle 6.4: Parameterübersicht für die Erzeugung von synthetischen Spritzerbildern zur Nachahmung der Schweißprozesse aus Tabelle 6.3

Param.	$\mu(G_{sp})$	$\sigma(G_{sp})$	$\mu(gc_{sp})$	$\sigma(gc_{sp})$	$\mu(ge_{sp})$	$\sigma(ge_{sp})$	$\mu(v_{sp,r})$	$\sigma(v_{sp,r})$	n_{sps}
1	41	22	127	64	160	64	2000	150	30
2	52	25	127	64	160	64	1300	110	5

Anhand der Prozessaufnahmen ist ersichtlich, dass die Helligkeit der entstandenen Spritzer für beide Parameterkombinationen vergleichbar ist. Unterschiede waren hinsichtlich der Anzahl, der Geschwindigkeit und der Größe zu erkennen. Dementsprechend wurden die charakteristischen Spritzereigenschaften in Tabelle 6.4 ausgewählt.

Für Parametersatz 1 wurde ein Startbild mit 30 Spritzern erzeugt, wobei eine Überlappung nicht ausgeschlossen wurde. Die Dauer des synthetischen Vorganges wurde auf 100 Bilder beschränkt, wofür insgesamt 103 Spritzer erzeugt wurden. Da der Algorithmus zur Erzeugung von synthetischen Folgebildern für jeden Spritzer, der das Bild verlässt, einen neuen einzeichnet, sind auf allen 100 erstellten Bildern exakt 30 Spritzer vorhanden. Dies ergab eine kumulative Spritzeranzahl von 3000.

Der Nachverfolgungsalgorithmus zählte von den insgesamt 103 vorhandenen Spritzern lediglich 35. Bei genauer Betrachtung der Auswertung konnte der Fehlerwert von 66 % auf zwei Ursachen zurückgeführt werden. Einerseits wurden Spritzer mit stark gekrümmten Bahnen zwar erkannt, aber nicht nachverfolgt, da diese als unterschiedliche Objekte klassifiziert wurden. Andererseits war die Fluggeschwindigkeit der Spritzer im Mittel so hoch, dass diese nur auf zwei aufeinanderfolgenden Aufnahmen abgebildet waren. Der Nachverfolgungsalgorithmus muss allerdings, um einen Spritzer zu zählen, diesen auf drei aufeinanderfolgenden Prozessbildern erkennen und zuordnen.

Der Detektionsalgorithmus ermittelte eine kumulative Gesamtzahl von 3037 Spritzern. Bezogen auf die 103 einzelnen Spritzer ist der kumulative Fehlerwert des Detektionsalgorithmus hoch. Die tatsächlich eingezeichnete kumulative Anzahl an Objekten betrug allerdings 3000. Somit wurden lediglich 37 Objekte zu viel erkannt. Im Mittel wurden 30,37 Spritzer von tatsächlich 30 vorhandenen Spritzern detektiert. Daraus lässt sich folgern, dass die kumulative Anzahl zwar einen Hinweis auf die Qualität der Schweißnahtoberfläche geben kann, aber der zeitliche Verlauf und die mittlere Spritzeranzahl als Bewertungskriterien hierfür besser geeignet sind. Hinsichtlich der Robustheit der Auswertung ist der Detektionsalgorithmus und die dadurch bestimmte mittlere Spritzeranzahl als Bewertungskriterium dem Nachverfolgungsalgorithmus überlegen.

6.6 Experimentelle Untersuchungen zur Spritzerentstehung

Dieser zeigt ein hohes Fehlerrisiko bei der Bestimmung der tatsächlichen Spritzeranzahl. Es ist außerdem nicht notwendig die exakte Spritzeranzahl zu bestimmen, um die Qualität der Schweißnahtoberfläche abzuschätzen.

Parametersatz 2 wurde für die Erzeugung synthetischer Folgebilder ebenfalls auf 100 Aufnahmen beschränkt, wobei eine Gesamtzahl von 22 Spritzern und eine kumulativen Anzahl von 500 Spritzern erzeugt wurde. Die Ergebnisse sind mit denen aus Parametersatz 1 vergleichbar. Von 22 zu erkennenden Spritzern war es dem Nachverfolgungsalgorithmus möglich, 7 zu zählen. Auch hier ist der Fehlerwert mit 68 % hoch. Die Ursachen hierfür sind die gleichen wie zuvor. Die Auswertung durch den Detektionsalgorithmus liefert bei einer kumulativen Spritzeranzahl von 500 einen Wert von 530. Auch hier ist eine gute Übereinstimmung zwischen dem zu erwartenden Messergebnis und der tatsächlichen Messung zu beobachten.

Zusammenfassend gilt, dass die kumulative Spritzeranzahl keine Rückschlüsse auf die tatsächliche Anzahl an entstandenen Spritzern zulässt. Allerdings ist eine Bewertung der Schweißnahtqualität anhand der mittleren Spritzeranzahl und des zeitlichen Verlaufs der Spritzeranzahl möglich. Hierbei zeigt sich außerdem, dass die Auswertung durch den Detektionsalgorithmus deutlich genauer den erwarteten Messwert (Spritzerzahl als Zählwert) erreicht und zudem robuster auf schnelle und gekrümmt fliegende Spritzer reagiert. Aus diesem Grund wurde für die Methode zur Reduzierung des Spritzeraufkommens in Kapitel 7 der zeitliche Verlauf der Spritzeranzahl als Eingangsgröße verwendet.

6.6 Experimentelle Untersuchungen zur Spritzerentstehung

Im vorliegenden Abschnitt wird die Nutzung der validierten Inline-Prozessüberwachung aus Kapitel 5 für experimentelle Untersuchungen des Schweißprozesses beschrieben. Um auch für diese Untersuchungen valide Ergebnisse zu erhalten, wurde der Bildverarbeitungsalgorithmus mithilfe des Programmes aus dem vorliegenden Kapitel validiert. Gegenstand der Betrachtungen in diesem Abschnitt ist die Bewertung, wie reproduzierbar und damit wie vorhersagbar die Entstehung von Schweißspritzern ist. Hierzu wurden Versuche zum Schweißen mit Strahloszillation durchgeführt. Die Verwendung der Strahloszillation bringt eine Erweiterung des Parameterraumes auf die vier Schweißparameter Vorschubgeschwindigkeit v_w , Oszillationsamplitude A_0 , Oszillationsfrequenz f_0 und Laserleistung P_l mit sich. Die Parameterkombinationen aus Tabelle 6.5 wurden jeweils zehnmal im Experiment umgesetzt und mithilfe der inline-fähigen Spritzerdetektion das Ergebnis ausgewertet. Für die Versuchsdurchführung wurden zwei Kupferbleche aus dem

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

Werkstoff CW008A mit einer Dicke von jeweils 1 mm im Überlappstoß miteinander verschweißt. Für alle Schweißungen wurde festgestellt, dass die beiden Bleche miteinander verbunden wurden, aber keine vollständige Durchschweißung stattgefunden hat.

Tabelle 6.5: Parameterkombinationen zur Untersuchung der Reproduzierbarkeit der Spritzerentstehung

Parametersatz	v_w in mm/s	A_o in mm	f_o in Hz	P_l in W
1	30,00	0,47	242,0	1929
2	51,25	0,81	173,3	2287
3	71,50	0,44	74,0	1980
4	50,00	0,15	150,0	1800

Abbildung 6.13 zeigt die für zehn Versuchsdurchführungen gemittelten Verläufe der Spritzeranzahl sowie der mittleren Spritzergröße über der Länge der Schweißnaht für die vier untersuchten Parametersätze. Zur Berechnung der mittleren Spritzergröße wurde pro Bild der Mittelwert über die Anzahl der Pixel für jeden Schweißspritzer berechnet. Das bedeutet, dass zunächst eine mittlere Spritzergröße pro Versuch berechnet wurde und anschließend diese mittlere Spritzergröße über die zehn Versuchsdurchführungen erneut gemittelt wurde. Der Verlauf des Graphen über die Schweißnahtlänge ergibt sich durch eine Signaltransformation des von der Aufnahmezeit und der Schweißgeschwindigkeit abhängigen Zeitsignals. Mithilfe eines Finite-Impulse-Response-Filters mit linearer Phase wurden die unterschiedlichen Zeitsignale auf eine einheitliche Anzahl an Stützstellen transformiert. Auf diese Weise korrelieren die Stützstellen mit der Position des Laserstrahls entlang der Schweißnaht. Für nähere Informationen bzgl. der Signaltransformation wird an dieser Stelle auf die entsprechende Fachliteratur verwiesen (OPPENHEIM ET AL. 1989; PARKS ET AL. 1987).

Aus Abbildung 6.13 ist ersichtlich, dass die beiden Parametersätze 1 und 2 zu einer kontinuierlich niedrigen Spritzeranzahl führen. Dies korreliert mit einer hohen Oberflächengüte der entstandenen Schweißnähte. Innerhalb des ersten Millimeters der Schweißnaht wurden im Mittel 0,5 Spritzer für die Parametersätze 1 und 2 detektiert. Im Gegensatz dazu resultiert für Parametersatz 3 eine deutlich höhere Spritzeranzahl. Für die zehn Versuchsdurchführungen liegt die über die Schweißnahtlänge gemittelte Spritzeranzahl bei 0,57. Außerdem ist ab einer Position entlang der Schweißnaht von 6 mm ein pulsierender Verlauf der mittleren Spritzeranzahl zu erkennen. Dieser charakteristische Verlauf ist kein Resultat aus der Mittelung über zehn Versuchsdurchführungen,

6.6 Experimentelle Untersuchungen zur Spritzerentstehung

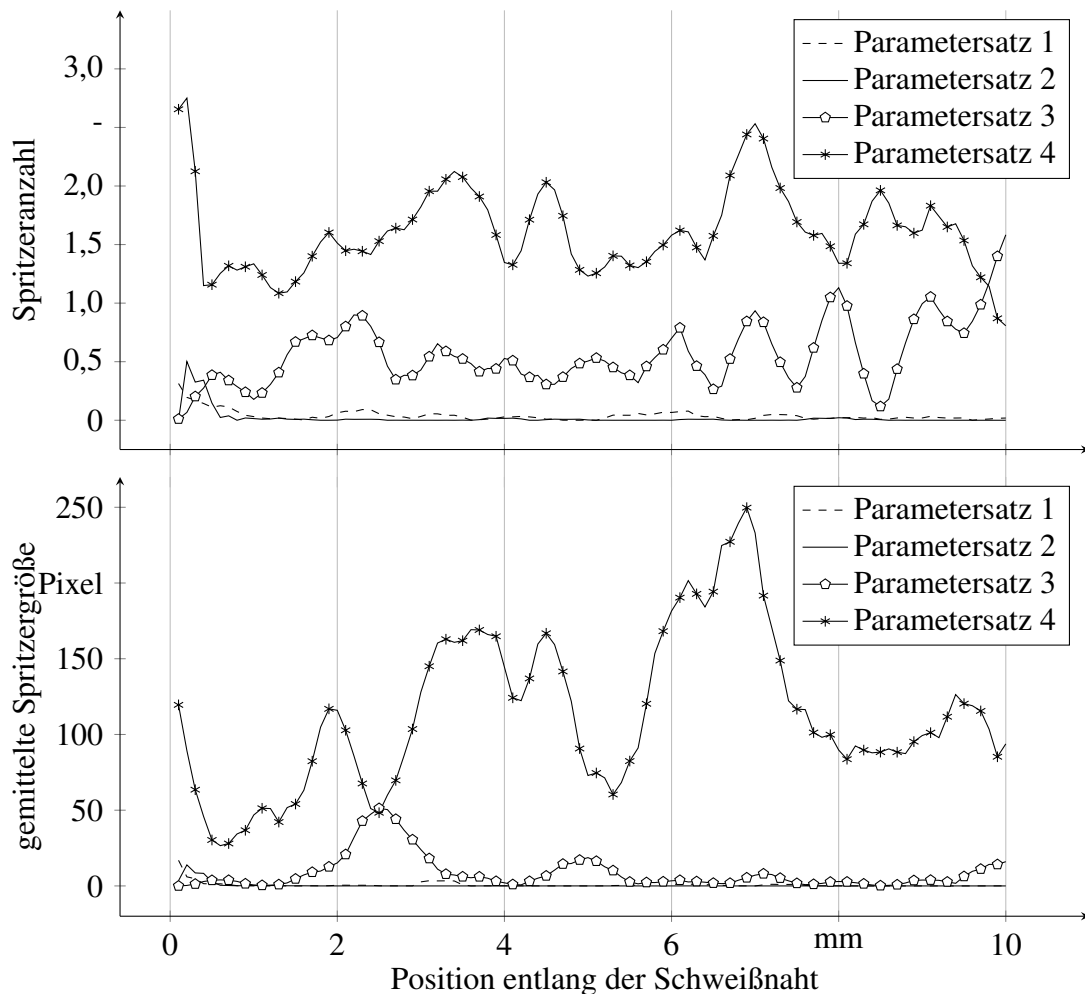


Abbildung 6.13: Verlauf der Spritzeranzahl und der mittleren Spritzergröße über die Schweißnahtlänge für zehn Versuchsdurchführungen

sondern ist für jeden einzelnen Versuch erkennbar. Die periodisch auftretende Häufung der Spritzerbildung kann durch die eingestellte Strahloszillation mit der Frequenz f_o begründet werden, da diese das Schmelzbad in regelmäßigen Abständen anregt und somit zur Spritzerbildung führt. Ein vergleichbares Phänomen wurde bereits durch SCHWEIER ET AL. (2016) beschrieben. Parametersatz 4 weist im Mittel die höchste mittlere Spritzeranzahl von 1,61 auf und zeigt zudem die schlechteste Oberflächenqualität. Auffällig am Verlauf bei Parametersatz 4 ist die hohe Spritzerbildung zu Beginn der Schweißnaht. Dies lässt sich durch einen instabilen Einstechvorgang des Laserstrahls im Werkstoff erklären. Hierbei treten innerhalb kurzer Zeit viele Schweißspritzer auf, bis sich das Schmelzbad vollständig ausgebildet hat.

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

Die Verläufe der mittleren Spritzergröße entlang der Schweißnaht geben ebenfalls Aufschluss über die Oberflächenqualität der Schweißnaht. Auch hier zeigen die beiden Parametersätze 1 und 2 niedrige Werte. Dies bedeutet, dass die wenigen Spritzer zudem ein geringes Volumen besitzen. Parametersatz 3 weist nach 2,3 mm Schweißnaht ein deutliches Maximum in der mittleren Spritzergröße auf. Dies ist allerdings durch einen Ausreißer in den zehn Versuchsdurchführungen bedingt. Ansonsten erzeugt auch Parametersatz 3 lediglich Spritzer von geringer Größe. Das oszillatorische Verhalten der Spritzeranzahl spiegelt sich nicht in der mittleren Spritzergröße wider. Für Parametersatz 4 ist hingegen eine schwache Korrelation zwischen den Maxima der beiden Verläufe zu erkennen. Zu Beginn der Schweißnaht, nach 3,7 mm, nach 4,2 mm sowie nach 6,9 mm sind lokale Maxima in beiden Verläufen erkennbar. Die Korrelation ist allerdings nur schwach ausgeprägt und lässt sich nicht auf andere Parameterkombinationen übertragen. Aus diesem Grund sind die Spritzeranzahl und die Spritzergröße separat zu betrachten und als eigenständige Qualitätskriterien zu verstehen. Abhängig vom Anwendungsfall muss entschieden werden, ob die Spritzeranzahl oder die Spritzergröße die höhere Relevanz besitzt.

Um die Reproduzierbarkeit der Spritzerbildung statistisch zu untersuchen, werden im Folgenden die Mittelwerte und die Standardabweichung (STDs) der Spritzeranzahl und der Spritzergröße näher betrachtet. Da die Entstehung von Schweißspritzern Schwankungen unterliegt, wird zur analytischen Beschreibung angenommen, dass eine Versuchsdurchführung einem Zufallsexperiment entspricht und das Auftreten eines Schweißspritzers einer Zufallsvariablen X gleichkommt. Diese Zufallsvariable kann nur die beiden Werte „Null“ oder „Eins“ annehmen. Daher wird die Spritzerbildung durch eine diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilung charakterisiert. Aufgrund des binären Charakters der möglichen Ereignisse für die betrachtete diskrete Zufallsvariable wurde angenommen, dass die Spritzerbildung durch eine Binomialverteilung beschrieben werden kann. Die Berechnung des Mittelwertes und der Standardabweichung erfolgte daher gemäß der Binomialverteilung (MITTAG 2016, S. 171 ff.).

Tabelle 6.6 fasst die Mittelwerte und Standardabweichungen für die vier betrachteten Parametersätze zusammen.

Wird die Spritzeranzahl als Qualitätskriterium in Tabelle 6.6 näher betrachtet, fällt zunächst die niedrige mittlere Spritzeranzahl von 0,04 bzw. von 0,02 für die Parametersätze 1 und 2 auf. Dies lässt sich dadurch erklären, dass über die Schweißnahtlänge nur sporadisch einzelne Spritzer auftraten und daher auch die mittlere kumulierte Anzahl unter den Wert von Eins sinkt. Beide Parametersätze weisen zudem eine hohe Reproduzierbarkeit auf, die sich in der niedrigen Standardabweichung für die zehn Versuchsdurchführungen niederschlägt. Auch die

6.6 Experimentelle Untersuchungen zur Spritzerentstehung

Tabelle 6.6: Mittelwerte und Standardabweichungen für die vier untersuchten Parametersätze

Parametersatz	Mittelwert der Spritzeranzahl	STD der Spritzeranzahl	Mittelwert der Spritzergröße	STD der Spritzergröße
1	0,04	0,07	0,70	1,98
2	0,02	0,03	0,40	0,41
3	0,57	0,77	8,56	20,17
4	1,61	1,37	114,0	162,06

Spritzergröße ist für die Parametersätze 1 und 2 im Mittel gering, jedoch zeigt sich für Parametersatz 1 eine deutlich erhöhte Standardabweichung. Dies bedeutet, dass Parametersatz 2 signifikant stabiler kleine Spritzer hervorruft als Parametersatz 1. Umso deutlicher wird dies, wenn der Streuungsindex (Dispergenzindex) $VMR = \sigma^2/E_x$ als Verhältnis aus Varianz (σ^2) und Erwartungswert (E_x) berechnet wird. Für den Erwartungswert wird der Mittelwert aus den zehn Versuchsdurchführungen verwendet, die Varianz ergibt sich aus dem Quadrat der Standardabweichung. Lediglich der VMR für die Spritzergröße für Parametersatz 1 übersteigt mit einem Wert von $VMR_{s1} = 5,60$ den Betrag von Eins. Dies zeigt, dass die Spritzergröße für Parametersatz 1 höher als zu erwarten dispergiert ist, was auf das Vorhandensein von Clustern schließen lässt. Somit entstehen zeitweise gehäuft große Schweißspritzer. Parametersatz 3 zeigt eine deutliche Steigerung der Spritzerbildung mit einem Mittelwert von 0,57 für die Spritzeranzahl. Die Standardabweichung für die Spritzeranzahl liegt in der gleichen Größenordnung wie der Mittelwert, was zu einem Streuungsindex von $VMR_{n3} = 1,04$ führt. Ähnliches gilt für Parametersatz 4 mit einem Streuungsindex von $VMR_{n4} = 1,17$ für die Spritzeranzahl.

Ein Streuungsindex mit einem Wert von Eins würde auf das Vorhandensein eines Poisson-Prozesses hindeuten. Die hierfür zugrunde liegende Poisson-Verteilung stellt eine Sonderform der Binomialverteilung unter den folgenden drei Bedingungen dar (ADAMEK 2016, S. 83): Die Anzahl der Versuche strebt gegen unendlich, die Wahrscheinlichkeit, dass das Ereignis „Eins“ der Zufallsvariable auftritt, strebt gegen null und der Erwartungswert strebt gegen einen endlichen Wert. Da der Streuungsindex nur für zwei der untersuchten Prozessparameter nahe dem Wert Eins liegt, ist es an dieser Stelle nicht möglich, abschließend zu klären, ob die Spritzerbildung im Allgemeinen durch einen Poisson-Prozess angenähert werden kann. Allerdings ist die Modellierung durch eine Binomialverteilung durchaus möglich. Für weitere Ausführungen bzgl. der Modellierung der Spritzerentstehung durch einen Poisson-Prozess wird auf den Ausblick in Kapitel 9 verwiesen.

Die mittlere Spritzergröße zeigt ein gegensätzliches Verhalten hinsichtlich des Mittelwertes

6 Methode zur Validierung der Spritzerdetektion

und der zugehörigen Standardabweichung. Für die beiden Parametersätze 3 und 4 ergibt der Streuungsindex einen Wert von $VMR_{s3} = 47,53 \gg 1$ und $VMR_{s4} = 230,38 \gg 1$. Die hierbei entstandenen Schweißspritzer besitzen somit keine kontinuierliche Größenverteilung, sondern traten in Clustern auf.

6.7 Zusammenfassung

Das vorliegende Kapitel befasste sich mit der Entwicklung einer Methode zur Validierung des Detektionsalgorithmus aus Kapitel 5. Hierfür wurden, basierend auf experimentellen Untersuchungen, die charakteristischen Spritzereigenschaften bestimmt und analysiert. Anschließend wurde ein Algorithmus entwickelt, der synthetische Prozessbilder anhand der charakteristischen Spritzereigenschaften erstellt. Um auch reale Prozessvideos nachbilden zu können, wurden Folgebilder generiert, die lineare und gekrümmte Trajektorien der Schweißspritzer abbilden. Abschließend wurde eine Sensitivitätsanalyse hinsichtlich der Spritzerhäufigkeit pro Bild und des Einflusses der kumulativen Spritzerzählung durchgeführt. Es konnte gezeigt werden, dass der Detektionsalgorithmus für die relevante Spritzerhäufigkeit von 0 bis 40 eine ausreichend hohe Genauigkeit aufweist und nicht sensitiv auf Spritzergröße, -grauwert und -geschwindigkeit reagiert. Außerdem ergab der Vergleich mit einem Nachverfolgungsalgorithmus Vorteile in Bezug auf Robustheit und Genauigkeit der Spritzererkennung. Allerdings müssen für die noch folgenden Untersuchungen die mittlere Spritzeranzahl und der zeitliche Verlauf der Spritzeranzahl als Bewertungskriterien herangezogen werden, da die kumulative Zählung von Spritzern einen hohen Fehlerwert liefert. Die abschließenden Experimente dienten zur Bewertung der Reproduzierbarkeit der Spritzerbildung beim Laserstrahlschweißen mit Strahloszillation. Die Ergebnisse hierzu zeigen zwei robuste Parametersätze mit einer geringen Spritzerneigung. Außerdem hängt die Standardabweichung der Spritzeranzahl von der Anzahl der entstandenen Schweißspritzer ab. Die Verteilung der mittleren Spritzergröße weist eine deutlich größere Streuung auf. Dies deutet darauf hin, dass die gezielte Beeinflussung der Spritzergröße durch die Schweißparameter kaum möglich ist.

7 Reduzierung des Spritzeraufkommens

7.1 Allgemeines

Auf der Grundlage des Algorithmus zur automatischen Detektion von Schweißspritzern (vgl. Kapitel 5) wird in den folgenden Abschnitten eine Methode vorgestellt, mit deren Hilfe es möglich ist, spritzerarme Schweißparameter zielgerichtet zu ermitteln. Zunächst wird auf den Ablauf und das allgemeingültige Konzept der Methode eingegangen. Dies umfasst das Erstellen problembezogener Versuchspläne, das Auswerten der Ergebnisse für die jeweiligen Parameterfenster sowie die Definition der Abbruchbedingungen des Algorithmus. Im Anschluss daran wird an einer beispielhaften Fügeaufgabe die Anwendung der Methode beschrieben und die erzielten Ergebnisse werden diskutiert. Der entwickelte Gesamtalgorithmus basiert auf dem sogenannten Pattern-Search in Kombination mit einer statistischen Versuchsplanung.

7.2 Methode zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

Der vorliegende Abschnitt gibt einen Überblick über die wesentlichen Arbeitsschritte der Methode zur Reduzierung des Spritzeraufkommens. Die darauf folgenden Abschnitte beschreiben detailliert das Vorgehen.

Der erste Arbeitsschritt der Methode befasst sich mit dem Auffinden von geeigneten Schweißparametern. Die Bestimmung von Parametern, die einen robusten Schweißprozess mit einer möglichst geringen Anzahl an entstehenden Schweißspritzern ermöglichen, stellt ein klassisches Optimierungsproblem dar. Allerdings besteht ein multimodaler Zusammenhang zwischen den entstehenden Schweißspritzern und den eingestellten Parametern, was zu einer Vielzahl von lokalen Minima und Maxima führt. Der Einsatz eines lokalen Optimierungsalgorithmus ist aus diesem Grund nicht empfehlenswert. Globale Optimierungsalgorithmen, wie zum Beispiel genetische Algorithmen, weisen den Nachteil auf, dass eine große Anzahl an Berechnungsschritten

7 Reduzierung des Spritzeraufkommens

notwendig ist, um ein Optimum zu ermitteln (GIBBS ET AL. 2006). Da Experimente als Alternative ausscheiden, weil sie stets mit einem hohen personellen und monetären Aufwand verbunden sind, bestand somit die Notwendigkeit, für die vorliegende Problemstellung einen angepassten Optimierungsalgorithmus zu entwickeln. Dieser muss mit einer möglichst geringen Anzahl an Versuchen bereits Parameterkombinationen mit einer niedrigen Spritzerneigung identifizieren, um einen Mehrwert zu stiften. Das in Abbildung 7.1 veranschaulichte Konzept kombiniert den sogenannten Pattern-Search-Algorithmus (HOOKE ET AL. 1961) mit der statistischen Versuchsplanung und wird im Folgenden näher erläutert.

Im ersten Schritt des Algorithmus wird der Versuchsraum durch externe bzw. anlagebedingte Einflussgrößen, wie z. B. die maximale Laserleistung oder die erforderliche Einschweißtiefe, eingegrenzt. Als Nächstes werden in diesem Parameterfenster Versuche statistisch geplant (vgl. Abschnitt 7.2.1), durchgeführt und mittels der Prozessüberwachung aus Kapitel 5 aufgezeichnet und bewertet. Die Bewertung und Einordnung der Versuche hinsichtlich der entstandenen Schweißspritzer erfolgt in einem weiteren Schritt (vgl. Abschnitt 7.2.2). Anschließend werden die Abbruchbedingungen überprüft (vgl. Abschnitt 7.2.4) und entweder neue Parameterfenster zur weiteren Untersuchung identifiziert (vgl. Abschnitt 7.2.3) oder der Algorithmus wird abgebrochen und die besten Ergebnisse werden durch mehrfache Versuchsdurchführungen statistisch abgesichert. In Tabelle 7.1 sind die Eingangsgrößen zur Parametrierung des Algorithmus aus Abbildung 7.1 beschrieben. In den folgenden Abschnitten werden die wesentlichen Arbeitsschritte detailliert erläutert.

Tabelle 7.1: Zusammenfassung aller benötigten Eingangsgrößen inklusive ihrer Wertebereiche

Parameter	Beschreibung	Wertebereich
N_{max}	Maximale Gesamtanzahl an Versuchen zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter	$[3, \infty[\cap \mathbb{N}$
N_{sub}	Anzahl der Versuche innerhalb jedes Suchfensters	$[3, \infty[\cap \mathbb{N}$
N_{wh}	Anzahl der Versuchsdurchführungen zur statistischen Absicherung	$[3, \infty[\cap \mathbb{N}$
$S_{sp,n}$	Schwellwert für die zulässige Spritzeranzahl	$[0, \infty[\cap \mathbb{N}$

7.2 Methode zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

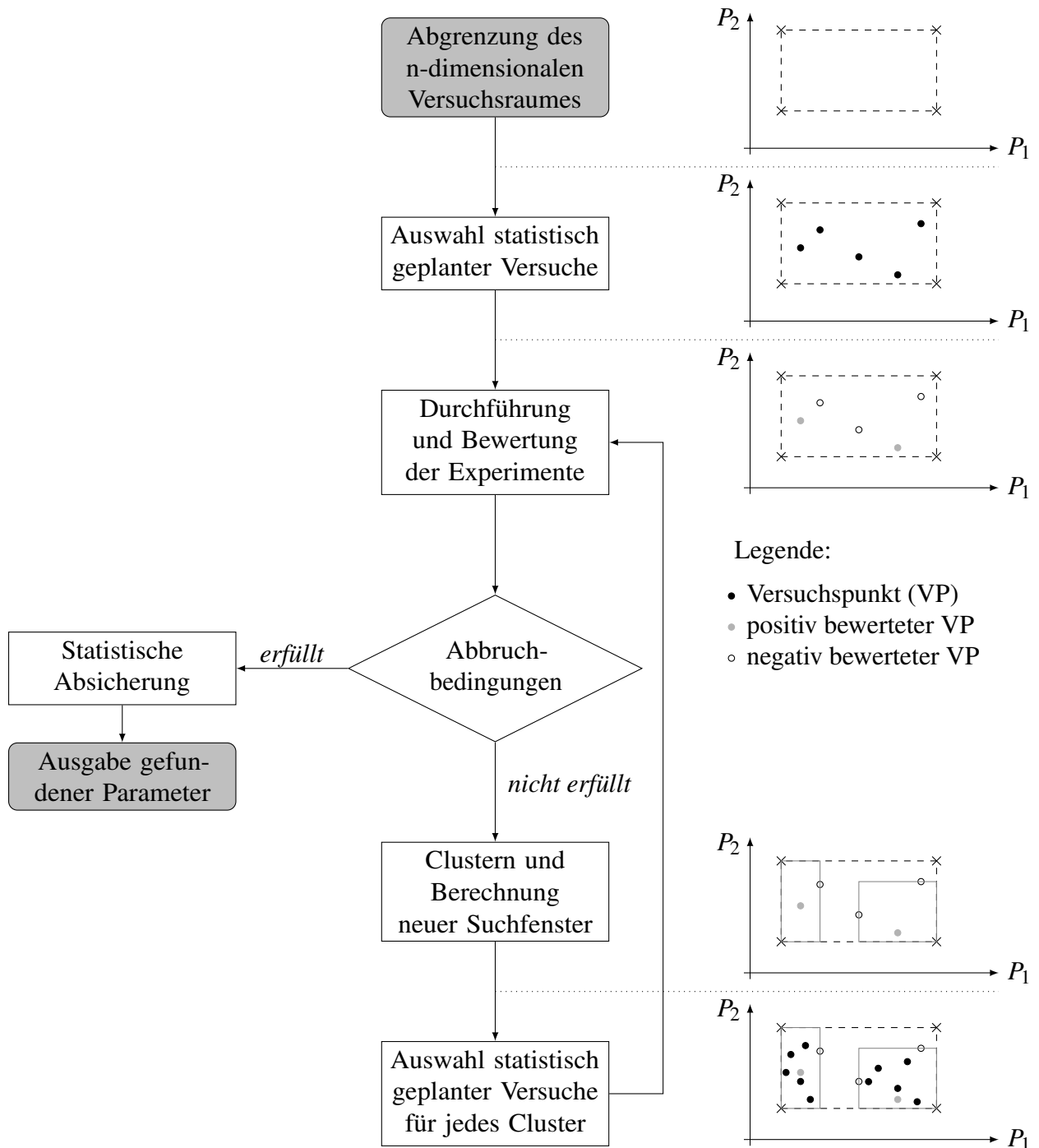


Abbildung 7.1: Flussdiagramm der Methode zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

7.2.1 Automatisiertes Erstellen eines Versuchsplanes

Bevor der erste Versuchsplan aufgestellt wird, müssen zunächst alle Prozessparameter ausgewählt werden, die einen Einfluss auf die Spritzerbildung besitzen. Jeder ausgewählte Parameter, wie z. B. die Laserleistung oder die Vorschubgeschwindigkeit, beschreibt somit eine Dimension des zu untersuchenden Versuchsraumes. Anschließend werden alle externen bzw. anlagebedingten Einflussgrößen bestimmt und der Versuchsraum entsprechend eingeschränkt. Hierbei ist es möglich, dass Abhängigkeiten zwischen den Parametern auftreten, was zu einem Versuchsraum führt, der in Diagrammform keine rechteckige Grundform aufweist. Als Beispiel für eine solche Abhängigkeit wird die Dynamikbeschränkung von Scanneroptiken genannt. Bei diesen hängt die maximal erreichbare Oszillationsfrequenz von der eingestellten Oszillationsamplitude ab. Auf diese Weise eingeschränkte Versuchsräume werden durch klassische Versuchspläne nur noch unzureichend abgedeckt. Aus diesem Grund wird an dieser Stelle ein sogenanntes *Monte-Carlo-Verfahren* eingesetzt. In der Literatur finden sich mehrere gleichwertige Verfahren, die alle eine möglichst gleichmäßige Abdeckung des Versuchsraumes bei einer zufälligen Positionierung der Versuchspunkte realisieren (HALTON 1964; MCKAY ET AL. 1979; SOBOL 1967). Für das weitere Vorgehen wird die *Halton-Sequenz* herangezogen, wobei jedes Monte-Carlo-Verfahren vergleichbare Ergebnisse liefert. Die Anzahl der durch die Halton-Sequenz erzeugten Punkte wird direkt durch den Benutzer mittels der Eingangsgröße N_{sub} vorgegeben. Somit sind die ersten beiden Schritte des Algorithmus (vgl. Abbildung 7.1) zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter abgeschlossen. Die erstellten Versuchspunkte werden anschließend experimentell abgearbeitet und die Ergebnisse ausgewertet. Für nähere Informationen bzgl. gleichverteilter Zufallspunkte wird auf die Fachliteratur verwiesen (KUIPERS ET AL. 2006).

7.2.2 Automatisiertes Clustern von Parameterfenstern

Zur Auswertung der Spritzerbildung wird die Systemtechnik zur automatischen Detektion von Schweißspritzern aus Kapitel 5 verwendet. Diese Auswertung liefert für jedes durchgeführte Experiment einen eindimensionalen Vektor als Ausgangsgröße. Die Dimension dieses Vektors ist die Zeit bzw. die Dauer des Versuchs. Das bedeutet, dass jeder Eintrag im Vektor der Spritzeranzahl zu einem bestimmten Zeitpunkt entspricht. Da für den Anwender die Länge der Schweißnaht konstruktionsbedingt vorgegeben ist, wird die Länge der Schweißnaht für alle folgenden Versuche konstant gesetzt. Dies führt zu einer unterschiedlichen Dauer der Experimente bei variierender Vorschubgeschwindigkeit. Um Experimente mit unterschiedlicher Dauer zu ver-

7.2 Methode zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

gleichem, wird der Vektor auf eine einheitliche Länge von 100 Einträgen normiert. Hierfür wird ein Signalfilter mit endlicher Impulsantwort (FIR-Filter) eingesetzt. Für nähere Informationen bzgl. digitaler Signalverarbeitung wird auf die entsprechende Fachliteratur verwiesen (CROCHIERE ET AL. 1983, S. 88–91) (PARKS ET AL. 1987, S. 54–83). Mithilfe der Signalverarbeitung wird einerseits die Vergleichbarkeit zwischen den Versuchen gewährleistet und andererseits bleibt die Information über den zeitlichen Verlauf der Spritzerbildung erhalten. Anhand dieser Vektoren muss nun eine Klassifizierung hinsichtlich der Schweißspritzer durchgeführt werden. Dazu werden die Versuchsergebnisse in zwei Kategorien, niedrige Spritzerbildung (positiv) und hohe Spritzerbildung (negativ), einsortiert. Eine solche Problemstellung wird häufig auch als Clusteranalyse bezeichnet und besitzt standardisierte Vorgehensweisen. Damit der Informationsgrad nicht reduziert werden muss und auch der zeitliche Verlauf jedes Experiments berücksichtigt werden kann, wird anschließend ein künstliches neuronales Netz als Clustering-Algorithmus eingesetzt, welches den eindimensionalen Vektor als Eingangsschicht verwendet. Die konkrete Netzstruktur wird als *kompetitive Schicht* (engl. competitive layer) bezeichnet und fällt unter die Kategorie des unüberwachten maschinellen Lernens. Für die Kategorisierung in zwei Gruppen (positiv und negativ) benötigt die kompetitive Schicht zwei Neuronen, welche jeweils für eine Kategorie sensitiv sind. Um die gewünschte Sensitivität der Neuronen zu erreichen, muss das Netz mittels der Eingangsdaten trainiert werden. Hierzu wird der Backpropagation-Algorithmus verwendet, wobei für jede Epoche die Reihenfolge der Eingangsvektoren zufällig ausgewählt wird. Die Gewichts- und Biaswerte werden in jeder Epoche aktualisiert, bis die maximale Anzahl an Epochen erreicht ist und der Trainingsalgorithmus endet. Somit ist bekannt, welche Experimente im Verhältnis zu allen bisher durchgeführten Experimenten als positiv zu klassifizieren sind.

Die Gewichtematrix sowie der Biasvektor aller benötigten kompetitiven Schichten für die experimentelle Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter in Abschnitt 7.4 sind im Anhang A.1 aufgeführt.

7.2.3 Iterativer Ablauf

Im nächsten Schritt gilt es die Parameterkombinationen, die zu niedriger Spritzerbildung führen, zu untersuchen, um eine noch geringere Spritzeranzahl zu erreichen. Hierzu müssen neue Suchfenster bestimmt werden, die anschließend ebenfalls mit den durch die Halton-Sequenz erzeugten Versuchspunkten abgedeckt werden. Zur Veranschaulichung der Vorgehensweise zur Bestimmung neuer Suchfenster auf Grundlage der bisher bewerteten Versuche wird das in

7 Reduzierung des Spritzeraufkommens

Abbildung 7.2 dargestellte Beispiel verwendet.

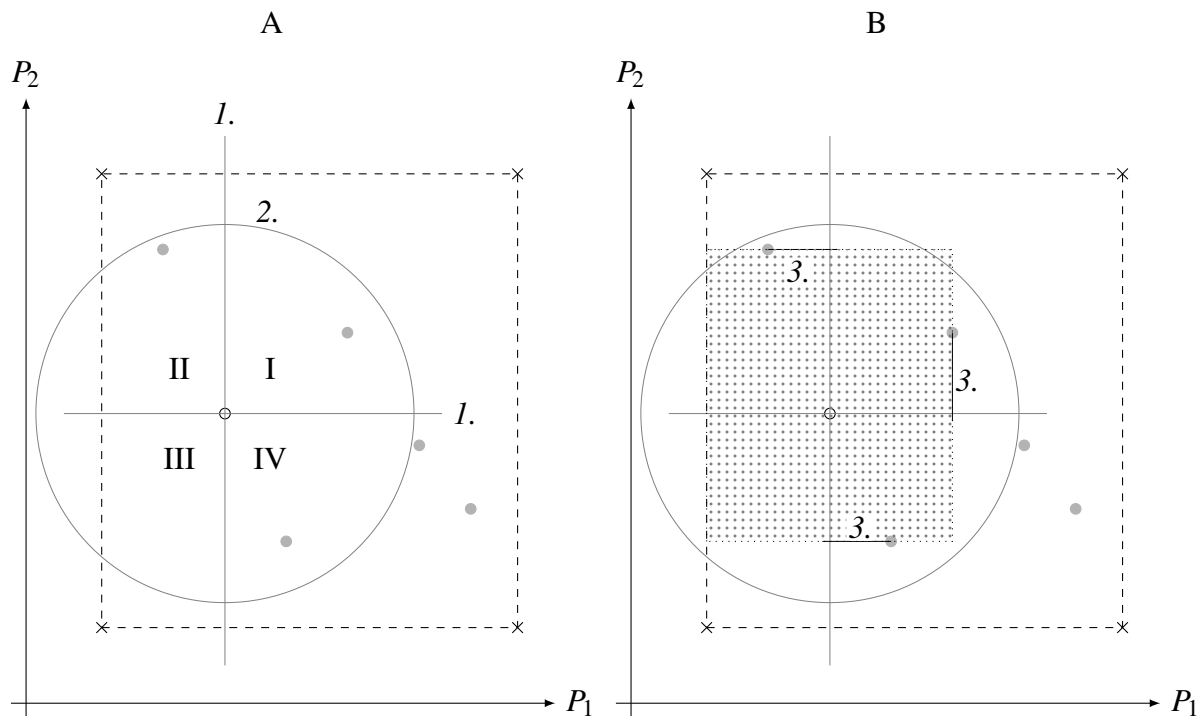


Abbildung 7.2: Arbeitsschritte (1 bis 3) zur Bestimmung neuer Suchfenster anhand eines beispielhaften Versuchsraumes

Die beiden in Abbildung 7.2 dargestellten Koordinatensysteme repräsentieren jeweils zwei beispielhafte Dimensionen (P_1 und P_2) des zu untersuchenden n-dimensionalen Versuchsraumes. Das weitere Vorgehen wird im Folgenden anhand des zweidimensional dargestellten Beispiels erläutert. Die zugrunde liegende Methode ist allerdings für eine beliebig hohe Dimensionalität gültig. Das gestrichelte Rechteck stellt die externen Randbedingungen dar und grenzt somit die möglichen Parameterkombinationen ein. Des Weiteren sind sechs Versuchspunkte eingezeichnet und entsprechend ihrer Spritzeranzahl kodiert. Ein schwarzer Ring (\circ) symbolisiert einen positiv bewerteten Versuchspunkt, wohingegen ein grau ausgefüllter Kreis (\bullet) negativ bewertete Versuchspunkte repräsentiert. Zunächst wird das linke Koordinatensystem (A) in Abbildung 7.2 des Algorithmus betrachtet. Hierin sind die ersten beiden Operationen dargestellt, welche zur Bestimmung des neuen Suchfensters durchgeführt werden. Als Erstes werden Hilfslinien durch den positiv bewerteten Versuchspunkt gezogen, die ein Hilfskoordinatensystem aufspannen. Diese Hilfslinien verlaufen jeweils parallel zu einer Achse des Versuchsraumes. Danach wird ein Kreis um den positiv bewerteten Versuchspunkt gelegt, dessen Radius mindestens so groß

7.2 Methode zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

gewählt wird, dass in jedem Quadranten (I, II, III, IV) entweder ein weiterer Versuchspunkt oder eine Versuchsraumgrenze liegt. Im vorliegenden Beispiel enthalten die Quadranten I, II und IV einen Versuchspunkt, wohingegen in Quadrant III eine Versuchsraumgrenze liegt. Da kein negativ bewerteter Versuchspunkt innerhalb des neuen Suchfensters existieren darf, werden in Abbildung 7.2 recht (B) die Grenzen des neuen Suchfensters anhand der innerhalb des Kreises liegenden Versuchspunkte bestimmt.

Beginnend mit Quadrant I wird für jeden Versuchspunkt entschieden, welche Hilfskoordinatenachse eingeschränkt wird. Dazu wird der euklidische Abstand des Versuchspunktes zu jeder Achse des Hilfskoordinatensystems berechnet. Die Achse mit dem geringsten Abstand zum Versuchspunkt wird entsprechend eingeschränkt. Dies ist im rechten Koordinatensystem von Abbildung 7.2 als 3. dargestellt. Dieser Vorgang wird für alle Quadranten wiederholt und somit werden alle Achsen des neuen Suchfensters eingeschränkt. Das Ergebnis ist als schraffiertes Rechteck dargestellt. Innerhalb des neuen Suchfensters werden anschließend mithilfe der Halton-Sequenz neue Versuchspunkte geplant. An dieser Stelle schließt sich die Schleife zur iterativen Suche nach spritzerarmen Parametern. Für jedes neu berechnete Suchfenster werden wiederum Versuchspunkte erzeugt und bewertet, was zu neuen Suchfenstern führt. Dieser Vorgang wird so oft wiederholt, bis eine der Abbruchbedingungen erfüllt ist.

7.2.4 Definition der Abbruchbedingungen

Für den vorliegenden Algorithmus zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter werden die drei folgenden Abbruchbedingungen definiert. Die Bedingung nach Gleichung 7.1 ist erfüllt, sobald die Anzahl der aktuell durchgeführten Versuche (N_c) den vom Benutzer festgelegten Maximalwert (N_{max}) überschreitet. Der Algorithmus bricht ebenfalls ab, falls in einem Versuch der Mittelwert über die Spritzeranzahl ($\text{mean}(\vec{Q}_s)$) den gewünschten Schwellwert ($S_{sp,n}$) unterschreitet. Die dritte Abbruchbedingung bezieht sich auf die Clusterbildung und somit auf das Ergebnis der Kategorisierung durch das künstliche neuronale Netz. Sollte dieses für jedes Suchfenster nach dem Training keine Unterscheidung mehr zwischen positiven und negativen Versuchen treffen, wird die Suche nach weiteren Parameterkombinationen ebenfalls abgebrochen. In Gleichung 7.3 bezeichnet N_{sf} somit die Anzahl der durch das KNN unterscheidbaren Cluster.

7 Reduzierung des Spritzeraufkommens

Zusammengefasst lauten die Abbruchbedingungen:

$$N_c > N_{max} \quad (7.1)$$

$$S_{sp,n} > \min \left(\text{mean}(\vec{Q}_s) \right) \quad (7.2)$$

$$N_{sf} < 2 \quad (7.3)$$

Nach Abbruch bestimmt der Algorithmus die zu diesem Zeitpunkt vorhandenen drei besten Versuchspunkte anhand der gemittelten Spritzeranzahl ($\text{mean}(\vec{Q}_s)$). Jeder ermittelte Versuchspunkt muss nun abhängig von der Eingangsgröße N_{wh} wiederholt werden, um eine statistische Aussage bzgl. der entstehenden Schweißspritzer zu treffen. Auf Grundlage der zeitaufgelösten Spritzeranzahl werden für jeden Versuch die Standardabweichung und der Mittelwert berechnet. Diese Werte werden abschließend dem Benutzer inklusive der zugehörigen Parameter als Ergebnis ausgegeben. Dem Benutzer ist es somit möglich, die drei Parametervorschläge hinsichtlich der Robustheit und der generellen Spritzerneigung zu beurteilen.

7.3 Automatische Anbindungserkennung

Neben der Einordnung des Schweißergebnisses in die beiden Kategorien *positiv* und *negativ* muss auch sichergestellt werden, dass die durchzuführende Schweißung eine sichere Anbindung der beiden Fügepartner gewährleistet. Ist dies nicht der Fall, dürfen die Ergebnisse hinsichtlich der Spritzerbildung nicht im Algorithmus aus Abschnitt 7.2.1 berücksichtigt werden. Aus diesem Grund wird im Folgenden eine automatische Anbindungserkennung auf Basis der Prozessaufnahmen vorgestellt. Hierfür wird ein an die Problemstellung angepasstes faltendes künstliches neuronales Netz eingesetzt, wie es bereits in einer anderen Form in Abschnitt 3.4 vorgestellt wurde. Abbildung 7.3 veranschaulicht die verwendete Netzarchitektur zur Klassifizierung der Schweißung in die beiden Kategorien *erfolgreiche Anbindung* und *keine Anbindung*.

Die Eingangsgröße für das in Abbildung 7.3 dargestellte künstliche neuronale Netz ist eine Prozessaufnahme in einem unkomprimierten, pixelbasierten Dateiformat. Dieses Bild wird durch eine Mittelwertberechnung aller Aufnahmen eines Experiments berechnet. Auf diese Weise wird ein gesamter Schweißversuch in ein repräsentatives Bild überführt. Anschließend wird die Auflösung noch auf 30 mal 30 Pixel reduziert, um den Rechenaufwand beim Trainieren des Netzwerkes gering zu halten. Nach der Eingangsschicht schließt sich eine faltende Schicht an, die

7.3 Automatische Anbindungserkennung

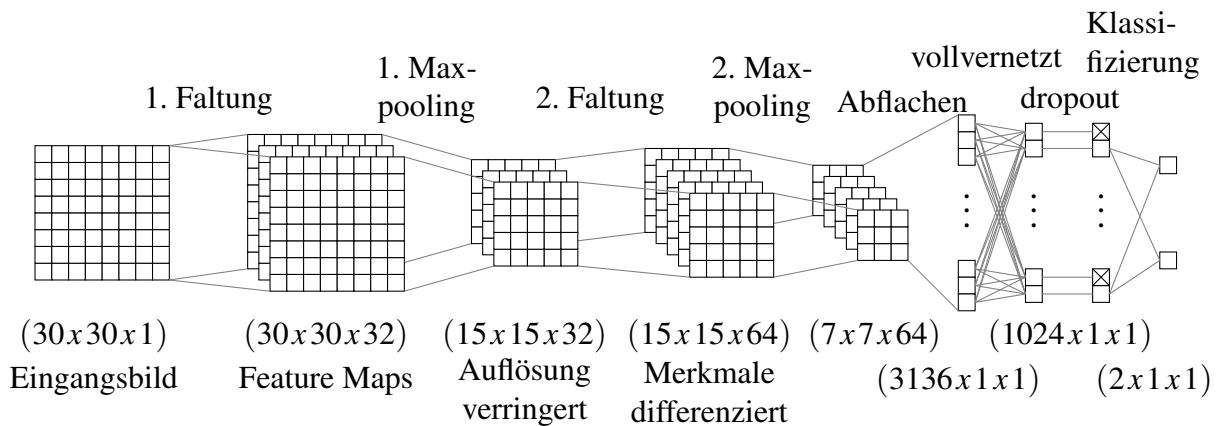


Abbildung 7.3: Schematische Darstellung der Netzstruktur zur automatischen Anbindungserkennung

32 Kernel verwendet und somit 32 *Feature Maps* erzeugt. Diese repräsentieren jeweils den Grad des Vorhandenseins eines Merkmals im Eingangsbild. Anschließend erfolgt das erste *Maxpooling* mit einer Fenstergröße von 2 mal 2, einer Schrittweite von 2 und ohne Fortsetzung der Pixel (Padding) an den Randbereichen. Dadurch wird die Auflösung der Merkmalsbilder um die Hälfte reduziert und unnötige Informationen werden entfernt. Die zweite Faltung verwendet 64 Kernel und differenziert dadurch zwischen weiteren Merkmalen im Bild. Das zweite Maxpooling nutzt die gleichen Einstellungen wie das erste, um den Informationsgehalt zu erhöhen. Anschließend werden die verbliebenen Merkmalsbilder in einen Vektor überführt und mit der darauffolgenden Schicht vollvernetzt. Hierbei wird die Dimension von 3136 auf 1024 reduziert. Um ein mögliches Overfitting des Netzes zu vermeiden, wird vor der Klassifizierung eine Dropout-Schicht implementiert. Diese verwirft das Ergebnis jedes zweiten Neurons. Die Ausgangsschicht besteht aus den beiden Kategorien *erfolgreiche Anbindung* sowie *keine Anbindung* und ist ebenfalls voll mit der Dropout-Schicht vernetzt.

Zur experimentellen Absicherung des KNN wurde anschließend ein vollfaktorieller Versuchsplan mit vier Stufen erstellt, dessen Randbedingungen die Systemgrenzen der verwendeten Anlagentechnik waren. Als Werkstoff wurde der Kupferwerkstoff Cu-OF (CW008A) verwendet. Die Bewertung der geschweißten Proben hinsichtlich der Anbindung erfolgte manuell und ergab einen schiefen Datensatz, was bedeutet, dass die Mehrzahl der Versuchspunkte eine Anbindung erzielte. Zum Training des KNN wurde der Datensatz ausgeglichen, sodass gleich viele Versuchspunkte mit der Kategorie *erfolgreiche Anbindung* und *keine Anbindung* vorhanden waren. Das Ergebnis der Anbindungserkennung nach dem Training ist in Abbildung 7.4 im linken Graphen dargestellt. Dabei ist die Genauigkeit für den Testdatensatz über der Anzahl der genutzten

7 Reduzierung des Spritzeraufkommens

Trainingsbeispiele aufgezeigt. Für jeden Datenpunkt in Abbildung 7.4 wurden fünf Netze mit unterschiedlichen Startwerten für die Gewichte trainiert. Daraus wurde das beste, das schlechteste und das mittlere Modell abgeleitet. Es ist zu erkennen, dass das KNN in der Lage ist, mit einer Genauigkeit von über 95 % eine Anbindung anhand der Prozessaufnahme vorherzusagen. Um die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf andere Werkstoffe sicherzustellen, wurde dasselbe Vorgehen für zwei Aluminiumbleche einer 1xxx-Legierung mit einer Dicke von ebenfalls 1 mm durchgeführt. Das Ergebnis ist im rechten Graphen der Abbildung 7.4 dargestellt. Auch hier wurde eine Genauigkeit von deutlich über 95 % erzielt. Da bereits aus den Untersuchungen mit einem Kupferwerkstoff deutlich wurde, dass eine Anzahl an 30 Trainingsbeispielen ausreichend ist, wurde der Versuchsplan für die Experimente mit Aluminium entsprechend angepasst.

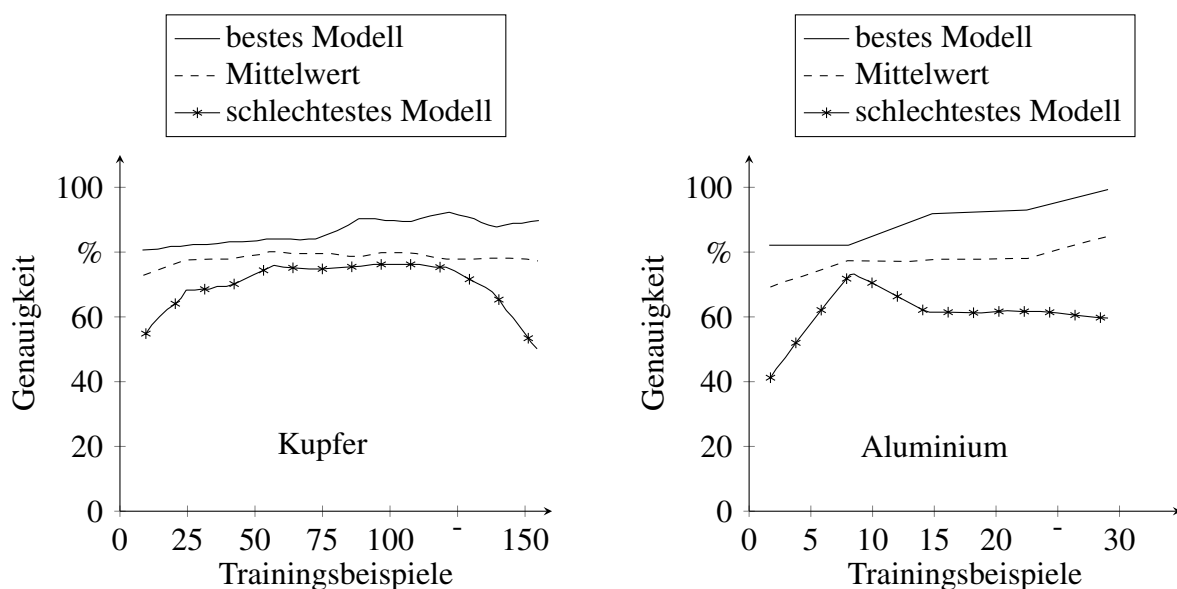


Abbildung 7.4: Genauigkeit des künstlichen neuronalen Netzes bei der Vorhersage der beiden Kategorien erfolgreiche Anbindung und keine Anbindung für Aluminium- und Kupferbleche der Dicke 1 mm

Mithilfe des trainierten KNN für Kupfer ist es möglich, während der Ausführung des Algorithmus aus Abschnitt 7.2 zu bewerten, ob eine Anbindung vorliegt oder nicht. Dadurch wird automatisch entschieden, ob die aufgezeichneten Daten über die Spritzerbildung im weiteren Verlauf berücksichtigt werden sollten oder ob diese entfernt werden müssen. Im folgenden Abschnitt wird der Einsatz des Algorithmus zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter beschrieben und der Ablauf sowie die Ergebnisse näher erläutert.

7.4 Experimentelle Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

Für die experimentelle Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter wurden zwei Bleche mit jeweils einer Dicke von 1 mm im Überlappstoß miteinander verschweißt. Die Länge der Schweißnaht war für alle Versuche auf 10 mm begrenzt. Ausgehend von der verwendeten Anlagentechnik (vgl. Kapitel 4) wurde zunächst der globale Versuchsraum für die vier Schweißparameter aufgespannt. Seine Grenzen sind in Tabelle 7.2 zusammengefasst.

Tabelle 7.2: Globaler Versuchsraum zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

Stufe	v_w in mm/s	A_o in mm	f_o in Hz	P_l in W
Minimum	20	0,05	10	300
Maximum	100	1	300	3000

Für die Durchführung der Experimente wurde der Algorithmus aus Abschnitt 7.2 wie folgt parametrisiert. Für die maximale Gesamtanzahl an Versuchen N_{max} wurde ein Wert von 60 angenommen, die Anzahl der Versuche pro Suchfenster N_{sub} wurde auf 12 beschränkt und die Versuchsdurchführungen zur statistischen Absicherung N_{wh} wurden auf 10 festgelegt.

Mithilfe der *Halton-Sequenz* wurden die ersten 12 Parametersätze innerhalb des globalen Versuchsraumes berechnet. Die exakten Werte für alle eingestellten Parameterkombinationen sind im Anhang A.2 zusammengefasst.

Abbildung 7.5 veranschaulicht die Verteilung der Versuchspunkte im vierdimensionalen Versuchsraum durch zwei Koordinatensysteme. Die Vorschubgeschwindigkeit und die Oszillationsfrequenz bilden hierbei jeweils die Abszisse, wohingegen die Oszillationsamplitude und die Laserleistung die entsprechenden Ordinaten repräsentieren. Ein Versuchspunkt im vierdimensionalen Raum wird dementsprechend durch ein Punktepaar in den beiden Koordinatensystemen bestimmt. Beispielsweise besitzt der Versuchspunkt 1 die Koordinaten (60; 0,37; 68,00; 857,14) im globalen Parameterkoordinatensystem ($v_w; A_o; f_o; P_l$). Die Zuordnung der Versuchspunkte aus beiden Koordinatensystemen zueinander erfolgt mittels der angegebenen Nummerierung, die Bewertung hinsichtlich der Spritzerbildung durch die kompetitive Schicht (vgl. Abschnitt 7.2.2) wird durch den Typ der Markierung wiedergegeben.

7 Reduzierung des Spritzeraufkommens

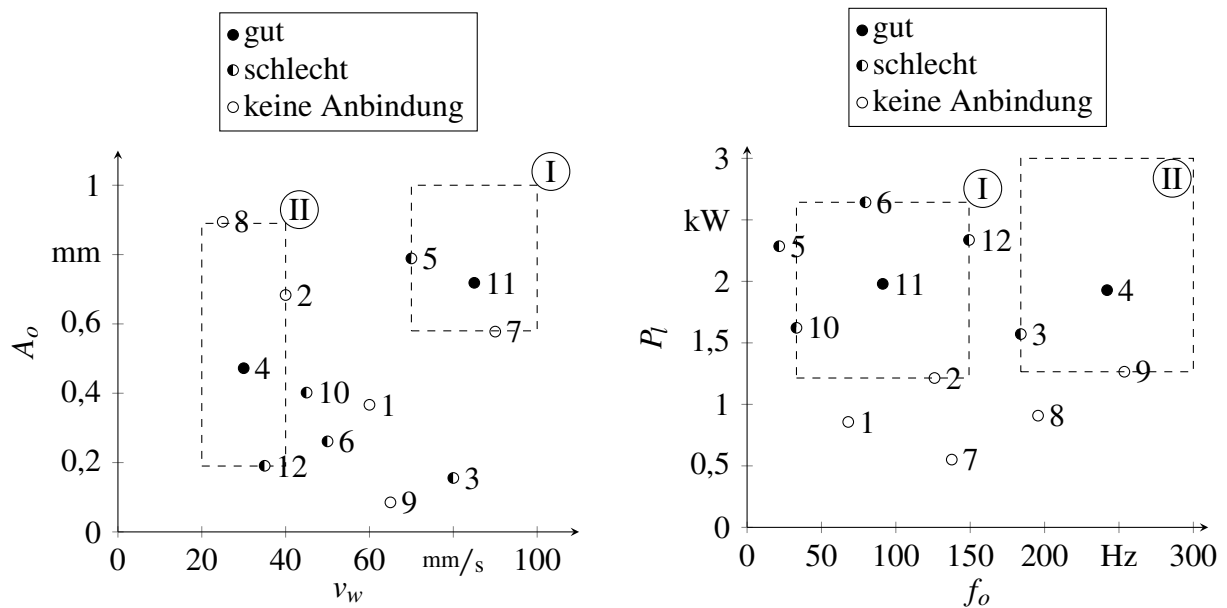


Abbildung 7.5: Bewertung der ersten 12 Versuchspunkte zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

Es wurden die beiden Parameterkombinationen 4 und 11 mit einer Kennzahl $\text{mean}(\vec{Q}_s)$ (Abschnitt 7.2.4) von 0,03 und 0,06 über die Schweißnahtlänge (10 mm) als gute Parameter klassifiziert. Für niedrige Leistungsstufen wird häufig keine Anbindung der beiden Bleche erzielt. Die zugehörigen Parameterkombinationen 1, 2, 7, 8 und 9 wurden deshalb bei der Bewertung der Spritzerhäufigkeit nicht berücksichtigt. Ausgehend von den gut bewerteten Parametersätzen 4 und 11 wurden die Suchfenster I und II mit dem Algorithmus aus Abschnitt 7.2.3 berechnet. Die zweite Iteration des Algorithmus begann mit der Berechnung neuer Versuchspunkte innerhalb der beiden Suchfenster I und II. Abbildung 7.6 und 7.7 visualisieren die Versuchspunkte der zweiten Iteration in den beiden Suchfenstern.

Abbildung 7.6 zeigt den Ausschnitt des ersten Suchfensters, in dem die bewerteten Experimente 13 bis 24 dargestellt sind. Das erste Suchfenster kombiniert hohe Vorschubgeschwindigkeiten mit großen Oszillationsamplituden und niedrige bis mittlere Oszillationsfrequenzen mit mittleren bis hohen Laserleistungen. Hohe Laserleistungen wie in den Versuchen 15, 19 und 23 führen tendenziell zu schlecht bewerteten Schweißergebnissen. Bei niedrigen Laserleistungen in diesem Suchfenster (vgl. Versuche 14, 16, 18, 20, 22 und 24) reicht die Flächenleistung nicht aus, um eine Anbindung der beiden Bleche zu gewährleisten. Nur Versuchspunkt 17 erzielte trotz mittlerer Laserleistung keine Anbindung, was durch die vergleichsweise große

7.4 Experimentelle Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

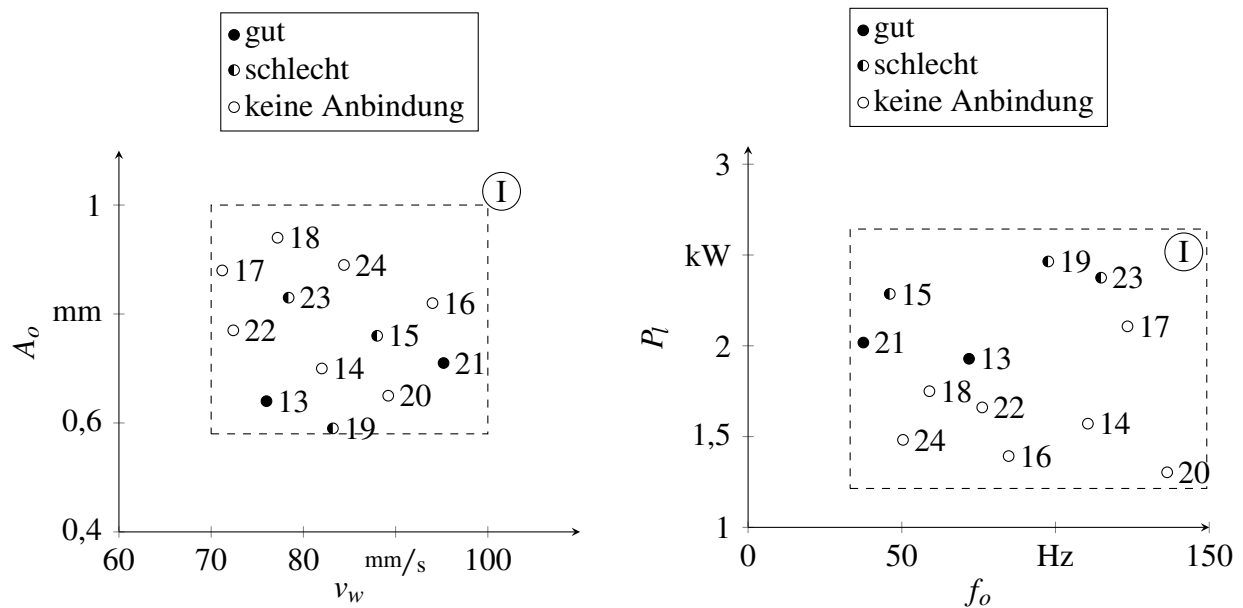


Abbildung 7.6: Bewertung der 12 Versuchspunkte im Suchfenster I der zweiten Iteration

Oszillationsamplitude erklärt werden kann. Die beiden als gut bewerteten Experimente 13 und 21 weisen eine vergleichbare mittlere Laserleistung und Oszillationsamplitude auf. Allerdings ist die gemittelte Spritzeranzahl von Versuch 13 mit einem Wert von 0,16 deutlich höher als bei den beiden guten Parametersätze aus dem initialen Versuchsplan. Daraus lässt sich ableiten, dass der Extrembereich von Suchfenster I für einen spritzerarmen Schweißprozess ungeeignet ist.

Suchfenster II variierte die Vorschubgeschwindigkeit nur in einem kleinen Bereich und bleibt dabei nahe dem unteren Extremwert. Für die Oszillationsamplitude wurde hingegen fast der gesamte globale Versuchsraum ausgenutzt. Die Laserleistung und die Oszillationsfrequenz wurden beide von der mittleren bis zur höchsten Stufe untersucht. Die Ergebnisse der Experimente 25 bis 36 sind in Abbildung 7.7 dargestellt. Zunächst fällt die hohe Anzahl von acht gut bewerteten Versuchen auf. Allerdings zeigen sich extreme Unterschiede in der Spritzerbildung in diesem Suchfenster. Die Parameterkombination 31 ergab die höchste mittlere Spritzeranzahl von 24,82, wohingegen die niedrigste bei 0,03 für Versuch 34 lag. Daraus wird gefolgert, dass bei zu geringer Oszillationsamplitude und gleichzeitig zu hoher Laserleistung eine hohe Spritzerbildung gegeben ist. Parameterkombinationen mit einer hohen Oszillationsfrequenz, einer mittleren Laserleistung und einer niedrigen Vorschubgeschwindigkeit in Suchfenster II zeigen hingegen eine niedrige Spritzeranzahl.

Da nach zwei Iterationen noch Versuche zur Verfügung standen, wurde die dritte Iteration

7 Reduzierung des Spritzeraufkommens

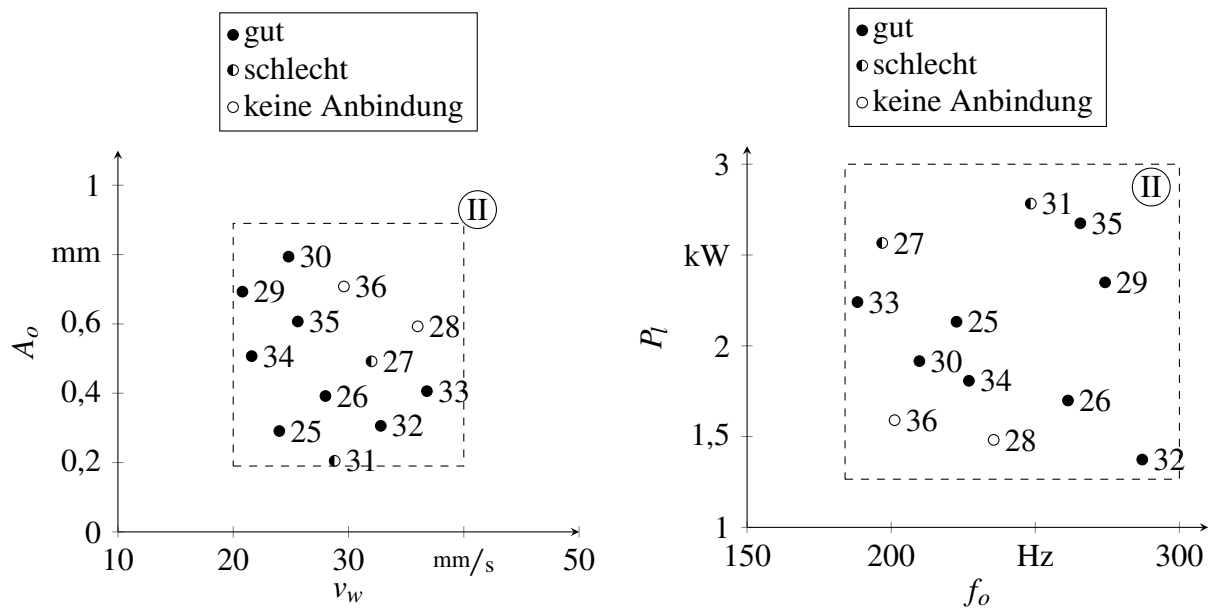


Abbildung 7.7: Bewertung der 12 Versuchspunkte im Suchfenster II der zweiten Iteration

gestartet. Hierbei konnten allerdings nur zwei Suchfenster mit Parameterkombinationen gefüllt werden, da ansonsten die maximale Anzahl $N_{max} = 60$ überschritten worden wäre. Abbildung 7.8 zeigt alle durchgeführten Versuche sowie die beiden berechneten Suchfenster III und IV, ausgehend von den Versuchspunkten 13 und 30. Diese beiden Versuchspunkte wurden für die letzte Iteration ausgewählt, da dadurch eine Lücke im Versuchsraum für v_w und A_o geschlossen wurde und gleichzeitig die vielversprechende, mittlere Stufe von P_l näher untersucht werden konnte.

Abbildung 7.9 zeigt die bewerteten Versuchspunkte 37 bis 48. In diesem Suchfenster führte jede Schweißung auch zu einer guten Anbindung der beiden Kupferbleche. Innerhalb von Suchfenster III wurden fünf Experimente mit gut bewertet, wobei die niedrigste mittlere Spritzeranzahl bei 0,041 für Versuch 38 lag. Im Vergleich zu Suchfenster II wurden deutlich ähnlichere Schweißergebnisse erzielt. Die höchste mittlere Spritzeranzahl belief sich auf 1,24 für Versuch 41. Bei näherer Betrachtung der beiden Versuchspunkte 38 und 41 fällt auf, dass diese an den gegenüberliegenden Seiten von f_o im Suchfenster liegen. Parameterkombination 41 kombinierte die niedrige Oszillationsfrequenz mit einer hohen Amplitude, was die Vermutung nahelegt, dass sich kein kontinuierliches Schmelzbad ausbilden konnte. Der zeitliche Verlauf der Spritzeranzahl wies zudem einen oszillatorischen Charakter auf, was sich durch das wiederholte Eintreten des Laserstrahls in das Schmelzbad erklären lässt.

7.4 Experimentelle Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

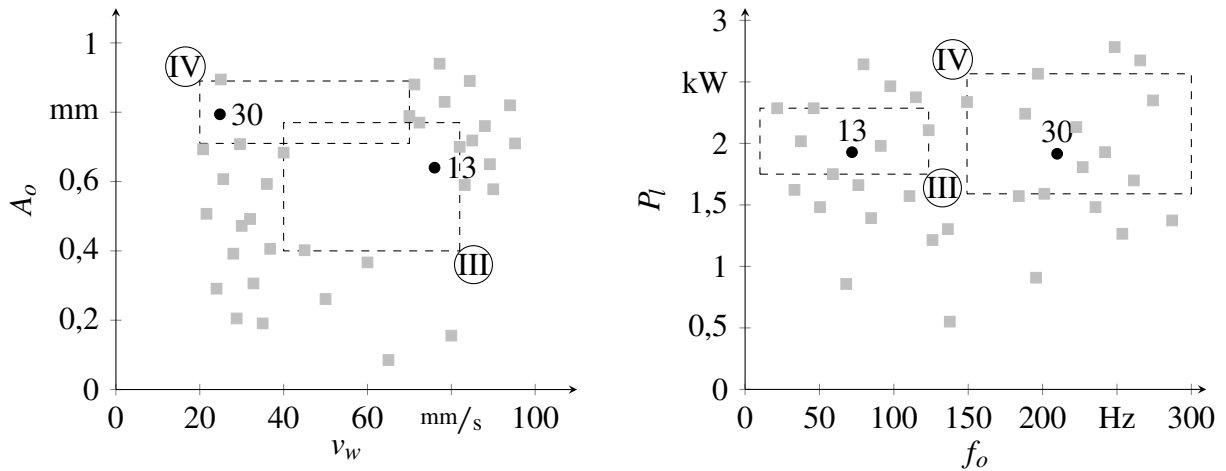


Abbildung 7.8: Übersicht der Suchfenster für die dritte Iteration

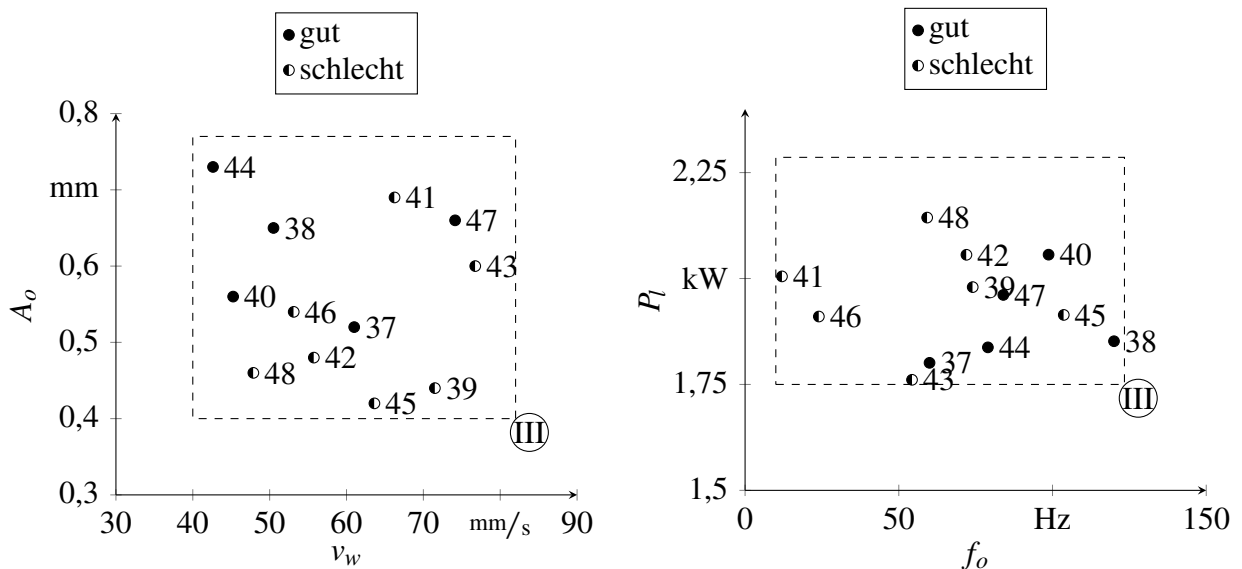


Abbildung 7.9: Bewertung der 12 Versuchspunkte im Suchfenster III der dritten Iteration

Abbildung 7.10 zeigt das Suchfenster IV, welches die bewerteten Versuchspunkte von 49 bis 60 beinhaltet. Hierin wurden zwei Parameterkombinationen als gut bewertet, wobei der niedrigste Wert für die mittlere Spritzeranzahl bei 0,025 lag. Somit wurde auch im letzten Suchfenster ein Parametersatz, welcher zu einer hochqualitativen Naht führt, gefunden. Der höchste Wert für die mittlere Spritzeranzahl betrug in diesem Suchfenster 0,121. Damit sind die Ergebnisse

7 Reduzierung des Spritzeraufkommens

hinsichtlich der Spritzerbildung in Suchfenster IV vergleichsweise homogen verteilt und weisen keine Ausreißer auf. Dies lässt auf ein stabiles Prozessfenster schließen, welches spritzerarmes Schweißen ermöglicht.

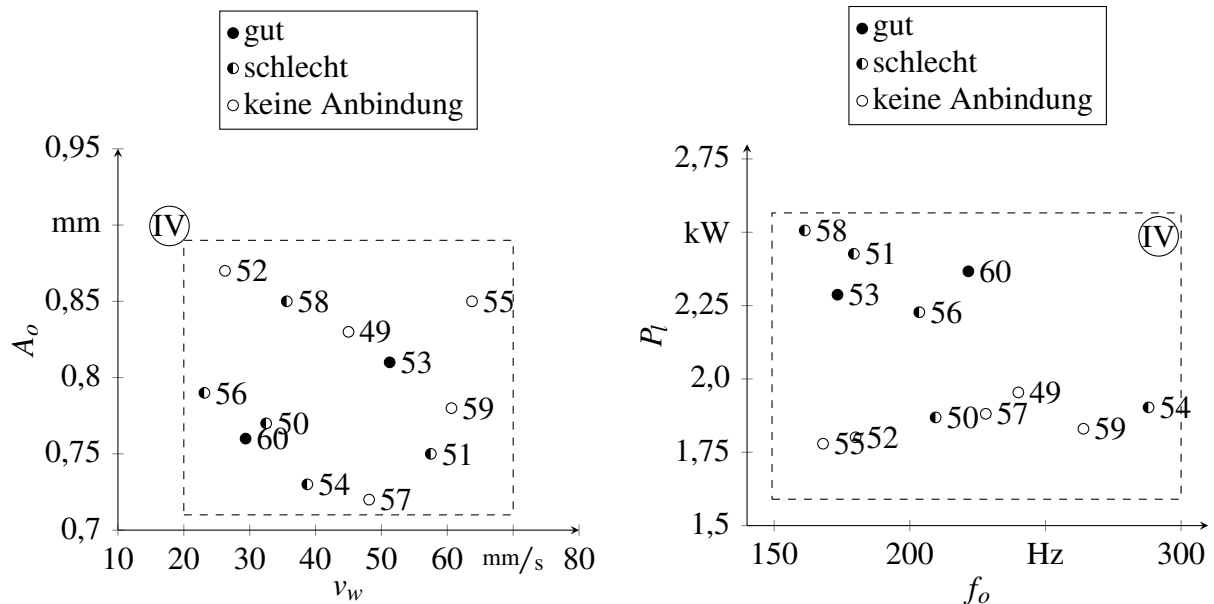


Abbildung 7.10: Bewertung der 12 Versuchspunkte im Suchfenster IV der dritten Iteration

Abbildung 7.11 zeigt alle 60 durchgeführten Versuche und visualisiert damit die Abdeckung des Versuchsraumes. Zusätzlich sind die drei Parameterkombinationen mit der niedrigsten mittleren Spritzeranzahl markiert. Hierbei fällt auf, dass die Parameterkombinationen 4, 34 und 53 im mittleren Laserleistungsbereich liegen. Dieser stellt eine zuverlässige Anbindung beider Kupferbleche sicher und führt außerdem zu einer geringen Spritzerbildung.

Die Oszillationsfrequenz wurde für die drei am besten bewerteten Parameterkombinationen stets größer als 150 Hz eingestellt. Die Hochgeschwindigkeitsaufnahmen bestätigten, dass sich bei einem zu niedrig gewählten Wert von f_o kein zusammenhängendes Schmelzbad ausbilden kann. Dies lässt sich durch einen niedrigen Überlappungsgrad der Oszillationstrajektorie erklären. Die beiden Parameterkombinationen 4 und 34 wurden in zwei unterschiedlichen Suchfenstern ermittelt, weisen aber einen geringen Abstand im gesamten Versuchsraum auf. Dies lässt auf ein stabiles Prozessfenster für einen spritzerarmen Schweißprozess schließen.

Um die Reproduzierbarkeit der niedrigen Spritzerbildung für die Parameterkombination-

7.4 Experimentelle Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

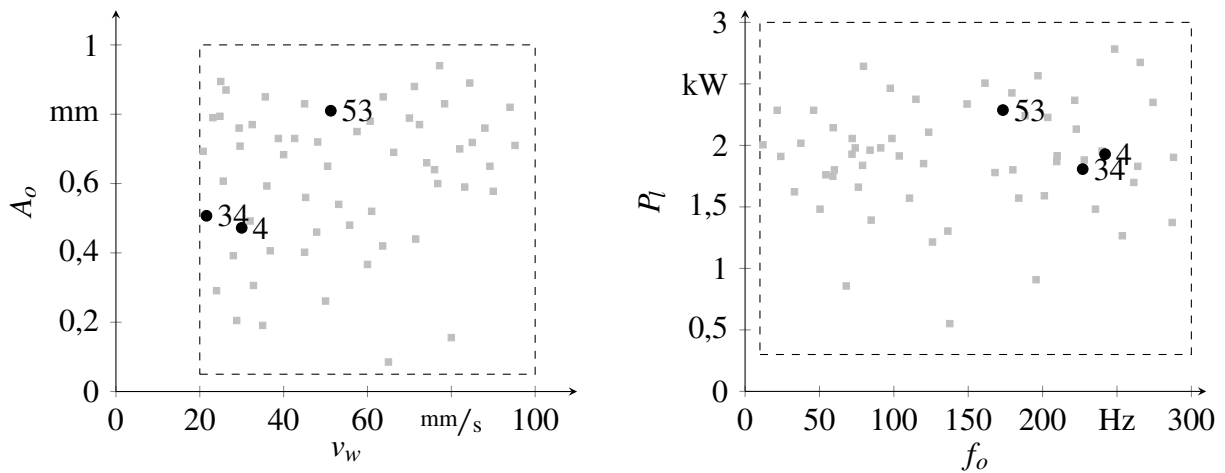


Abbildung 7.11: Vollständiger Versuchsplan zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

nen 4, 34 und 53 zu überprüfen, wurde jeder Versuch zehnmal durchgeführt und hinsichtlich der Spritzerbildung ausgewertet. Abbildung 7.12 zeigt für alle drei Parametersätze die über zehn Versuchsdurchführungen gemittelten Verläufe der Spritzeranzahl sowie die zugehörige positive Standardabweichung.

Für alle drei Parameterkombinationen ist zu Beginn der Schweißnaht eine höhere mittlere Spritzeranzahl zu erkennen als im weiteren Verlauf der Schweißung. Dies lässt sich durch den instationären Einstechvorgang erklären, was auch durch die große Streuung im Verlauf der Standardabweichung sichtbar ist. Parameterkombination 4 zeigt im Vergleich zu den beiden anderen Versuchen einen unruhigeren Verlauf, was sich im Mittelwert und der Standardabweichung widerspiegelt. Auffällig hierbei ist, dass bei einem Peak des Mittelwertes auch immer die Standardabweichung ausschlägt. Dieses Verhalten bei der Spritzerbildung wurde bereits in Abschnitt 6.6 beobachtet. Um die drei Parameterkombinationen quantitativ einander gegenüberzustellen, wurden in Tabelle 7.3 der Mittelwert und die Standardabweichung der kumulativen Spritzeranzahl zusammengefasst. Hier bestätigt sich die Einschätzung zu den Verläufen aus Abbildung 7.12. Versuchspunkt 53 weist die geringste kumulierte Spritzeranzahl auf und ist zudem mit der niedrigsten Standardabweichung auch der stabilste Prozess. Zur Überprüfung der Oberflächenqualität der Schweißungen sind in Abbildung 7.13 Mikroskopaufnahmen der jeweiligen Nahtberrauen zu sehen.

Die Parameterkombinationen 4 und 34 weisen eine ähnliche, glatte Oberflächenstruktur auf,

7 Reduzierung des Spritzeraufkommens

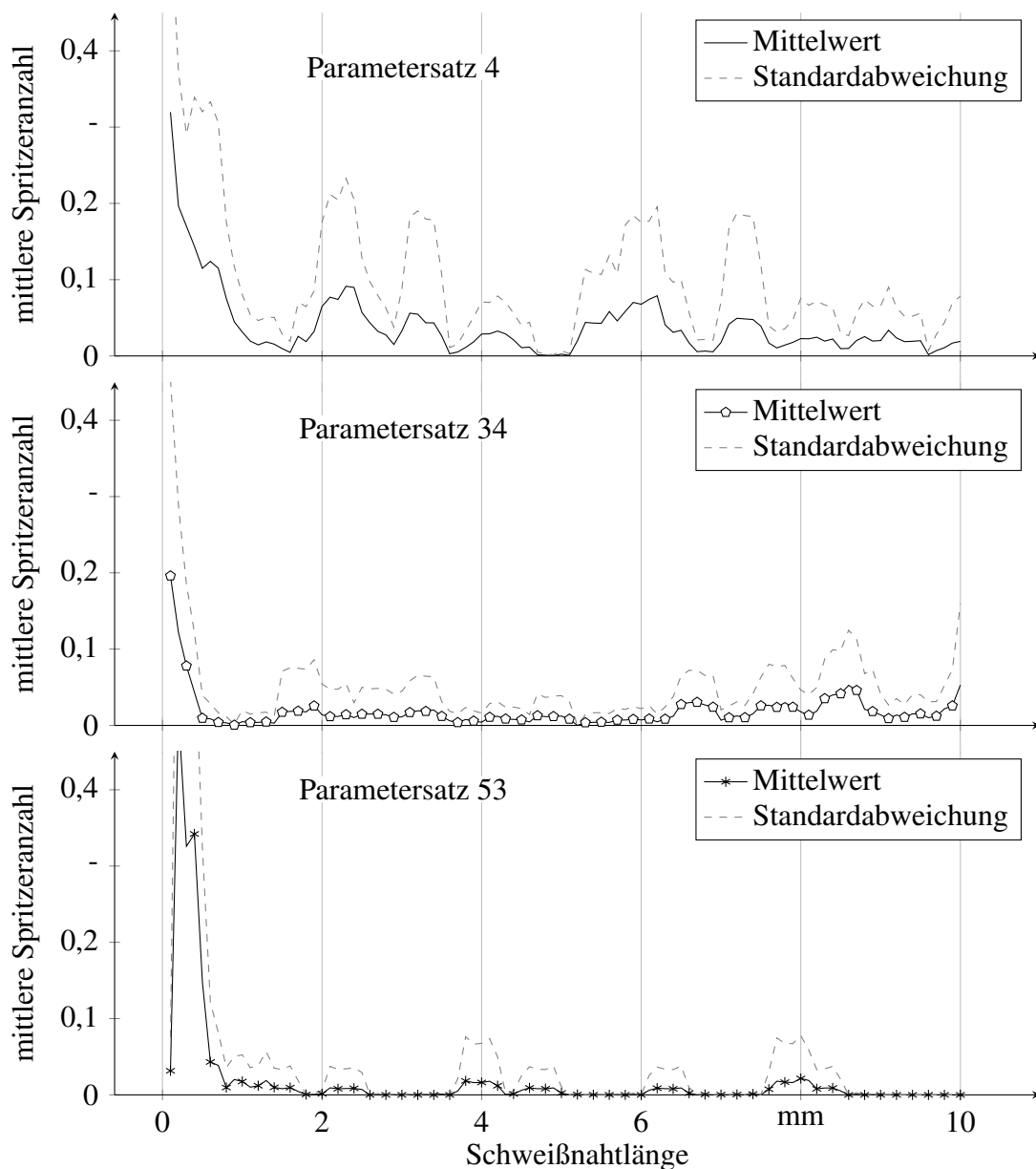


Abbildung 7.12: Gegenüberstellung der gemittelten Verläufe über der Schweißnahtlänge für die Parameterkombinationen 4, 34 und 53

da diese im Versuchsraum nahe beieinander liegen. Parametersatz 53 hingegen führte zu einer vergleichsweise raue Oberfläche. Dies ist durch die größere Amplitude und Vorschubgeschwindigkeit verursacht. Hierdurch kann sich die flüssige Schmelze nicht im gleichen Maße wie bei den Parametersätzen 4 und 34 vor der Erstarrung beruhigen und es verbleibt eine höhere

7.4 Experimentelle Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

Tabelle 7.3: Mittelwert und Standardabweichung der kumulativen Spritzeranzahl für die Parameterkombinationen 4, 34 und 53

Parametersatz	Mittelwert der kumulativen Spritzeranzahl	Standardabweichung der kumulativen Spritzeranzahl
4	15,7	7,4
34	9,0	5,6
53	5,1	2,8

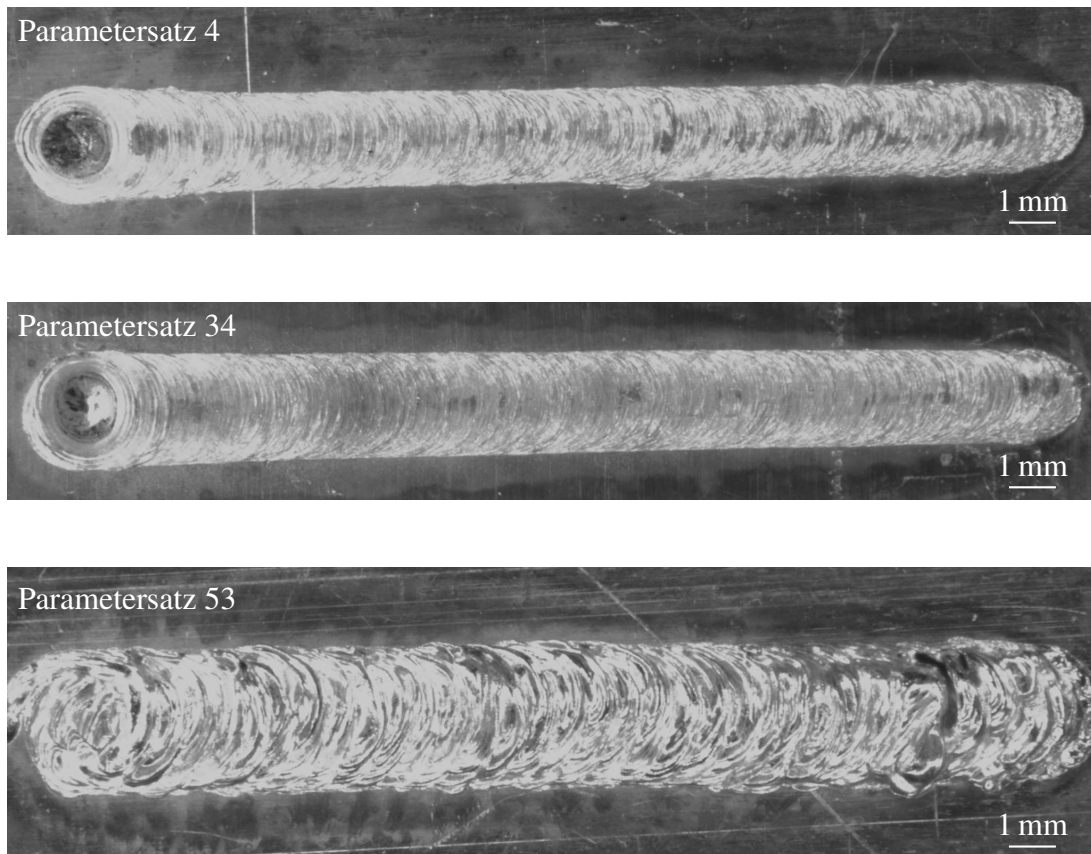


Abbildung 7.13: Vergleich der Schweißnahtoberflächen zu den Parameterkombinationen 4, 34 und 53

Rauigkeit.

Der Suchalgorithmus liefert als Ergebnis die drei Versuchspunkte mit deren mittlerer Spritzeranzahl und Standardabweichung. Der Benutzer kann in Abhängigkeit vom jeweiligen Anwendungsfall somit eine Entscheidung für den am besten geeigneten Parametersatz treffen.

7.5 Zusammenfassung

Zur Reduzierung des Spritzeraufkommens beim RLS wurde im vorliegenden Kapitel eine Methode zur automatischen Bestimmung von spritzerarmen Schweißparametern vorgestellt. Zunächst werden die theoretischen Grundlagen des algorithmischen Ablaufes aufgezeigt. Dieser basiert auf dem sogenannten Pattern-Search in Kombination mit einer statistischen Versuchsplanung durch die Halton-Sequenz. Mithilfe des Einsatzes eines globalen Optimierungsalgorithmus wird dem un stetigen und komplexen Zusammenhang von Schweißparametern und Spritzerbildung Rechnung getragen. Durch die statistische Versuchsplanung wird gleichzeitig der experimentelle Aufwand niedrig gehalten.

Im zweiten Abschnitt wurde ein Vorgehen vorgestellt, das auf der Grundlage eines faltenden Autoencoders in der Lage ist, angebundene von nicht ange bundenen Schweißproben zu unterscheiden. Mithilfe eines zweiten neuronalen Netzes, einer sogenannten kompetitiven Schicht, wurden anhand der zeitlichen Verläufe der Spritzeranzahl die Experimente miteinander verglichen und entsprechend den entstandenen Spritzern in eine der beiden Kategorien „gut“ und „schlecht“ eingeteilt.

Im letzten Abschnitt wurde die Anwendung der vorgestellten Methode beschrieben. Spritzerarme Schweißparameter für das Verschweißen von zwei Kupferblechen im Überlappstoß wurden bestimmt. Als Endergebnis wurden drei Parametersätze gefunden, welche eine geringe Spritzerneigung aufweisen. Durch das zehnm alige Durchführen der drei Schweißungen wurde ebenso die Robustheit der drei gefundenen Parametersätze nachgewiesen. Grundsätzlich lässt sich die Methode auf unterschiedliche Werkstoffe und Stoßkonfigurationen übertragen.

8 Wirtschaftlichkeitsbetrachtung

Im vorliegenden Kapitel wird die zu erwartende Wirtschaftlichkeit der beschriebenen Vorgehensweise zur Bestimmung von spritzerarmen Schweißparametern abgewogen. Hierzu wird einerseits der Investitionsaufwand für die benötigten Hardware-Komponenten berücksichtigt und andererseits werden die Einsparmöglichkeiten durch den Einsatz einer solchen Systemtechnik aufgezeigt.

In Tabelle 8.1 sind alle relevanten Komponenten sowie ihre derzeitigen marktüblichen Preise inklusive Mehrwertsteuer aufgelistet. An dieser Stelle wird davon ausgegangen, dass eine bereits bestehende Laseranlage für eine inline-fähige Spritzererkennung aufgerüstet werden soll. Aus diesem Grund ist keine Laserstrahlquelle oder Optik aufgeführt, da diese als bereits vorhanden gelten können.

Tabelle 8.1: Benötigte Komponenten zur Umsetzung einer koaxialen Prozessüberwachung hinsichtlich der Spritzerbildung mit Preisen inkl. Mehrwertsteuer

Komponente	Beschreibung	Preis (Stand Ende 2019)
Auswerteeinheit	AMD Ryzen 7 1700x	1614,00 €
Prozesskamera	EoSens 3CXP	7586,00 €
Framegrabber	CXP-6 Firebird	3094,00 €
Grafikkarte	NVIDIA P5000	2077,00 €
Beobachtungsmodul	ARGES GmbH	5000,00 €
Summe		19371,00 €

Die Investitionskosten belaufen sich insgesamt somit auf 19371,00 €. Diese müssen durch die Anwendung des Systems in Form von Einsparungen erwirtschaftet werden, d.h. sich amortisieren. Im Folgenden werden hierzu zwei Szenarien und die sich daraus ergebenden Einsparungen beschrieben.

8 Wirtschaftlichkeitsbetrachtung

Das erste Szenario verwendet die inline-fähige Spritzerdetektion, um während der laufenden Produktion eine Qualitätskontrolle durchzuführen. Hierbei wird von einem Schweißprozess ausgegangen, der eine durchschnittliche Spritzerbildung aufweist. Ferner werden Bauteile mit einer hohen Wertschöpfung betrachtet, die mit einer geringen Taktzeit (ca. 250 Teile pro Stunde) gefertigt werden. Da am Bauteil anhaftende Schweißspritzer zum Verlust der Funktionsfähigkeit des Bauteils führen können, ist mindestens eine stichprobenartige Qualitätskontrolle notwendig. Mithilfe der inline-fähigen Spritzerdetektion ist es möglich, eine Kontrolle aller gefertigten Bauteile automatisch durchzuführen. Hierzu muss lediglich ein Grenzwert der zu tolerierenden Spritzer vom Anwender für den jeweiligen Schweißprozess bestimmt werden. Wird dieser Grenzwert für ein Bauteil überschritten, wird es als Ausschuss klassifiziert. Das Einsparpotenzial für dieses Szenario ergibt sich durch den Wegfall einer manuellen Sichtprüfung der produzierten Bauteile. Eine beispielhafte Rechnung für die mögliche Kosteneinsparung pro Geschäftsjahr ist in Tabelle 8.2 aufgeführt.

Tabelle 8.2: Beispielrechnung für das jährliche Einsparpotenzial bei einem Einsatz der inline-fähigen Spritzerdetektion in Szenario 1

Jährliche Arbeitstage	220 d
Arbeitsschichten pro Tag	2
Stunden pro Arbeitsschicht für Sichtprüfung	0,5 h
Kosten für eine angelernte Arbeitskraft	36,00 €/h
Jährliche Einsparung	7920,00 €/a

In Szenario 1 wird davon ausgegangen, dass die Bauteile im Zweischichtbetrieb hergestellt werden. Bei einer Anzahl von 220 Arbeitstagen pro Jahr und einer Dauer von 0,5 h für die Sichtprüfung der Bauteile pro Schicht ergeben sich Kosten in Höhe von 7920,00 € für eine angelernte Arbeitskraft. Hierbei werden Arbeitskosten von 36,00 €/h angesetzt. Damit amortisieren sich die Investitionskosten nach rund 29 Monaten.

Im zweiten Szenario wird ein Stanzbiegeteil mit einer Produktionsleistung von 4500 Teilen pro Stunde betrachtet. Hierfür spielt eine optische Qualitätskontrolle eine untergeordnete Rolle, da die Wertschöpfung pro Bauteil gering ist. Außerdem führen die Schweißspritzer nicht direkt zu Ausschuss. Allerdings verursachen sich aufbauende Spritzer an der Spannvorrichtung Wartungskosten sowie Kosten für die Stillstandszeiten der Schweißanlage, was den Produktions-

prozess erheblich beeinträchtigt. Neben den negativen Auswirkungen auf die Spannvorrichtung verschmutzt auch das Schutzglas der Scanneroptik bei einer starken Spritzerbildung nach deutlich kürzerer Zeit und muss ausgetauscht werden. Auch hierbei fallen Kosten für das Schutzglas und den Stillstand der Anlage an. In Tabelle 8.3 ist der monetäre Aufwand für die Reinigung der Spannvorrichtung und für den Wechsel des Schutzglases durch eine Bedienperson aufgelistet. Für diese Tätigkeit wird eine Dauer von 1 h pro Schicht angenommen.

Tabelle 8.3: Beispielrechnung zu den jährlichen Kosten für eine Reinigung der Anlage aufgrund von Spritzerbildung in Szenario 2

Jährliche Arbeitstage	220 d
Arbeitsschichten pro Tag	2
Stunden pro Arbeitsschicht für die Reinigung	1 h
Kosten für eine Bedienperson	60,00 €/h
Jährliche Kosten	26 400,00 €/a

Somit ergeben sich jährliche Kosten in Höhe von 26 400,00 € für die Reinigung der Laseranlage. Wird davon ausgegangen, dass die Reduzierung der Spritzerbildung mit angepassten Schweißparametern das Intervall zur Reinigung um eine Schicht verlängert, bedeutet dies ein Einsparpotenzial von 13 200,00 €. Darüber hinaus wird auch die Stillstandszeit der Anlage um die Hälfte reduziert. Die pro Jahr anfallenden Kosten für den Stillstand der Schweißanlage sind in Tabelle 8.4 aufgeführt.

Tabelle 8.4: Beispielrechnung zu den jährlichen Kosten durch die Stillstandszeiten der Schweißanlage in Szenario 2

Jährliche Arbeitstage	220 d
Arbeitsschichten pro Tag	2
Stunden pro Arbeitsschicht für die Reinigung	1 h
Maschinenstundensatz der Schweißanlage	200,00 €/h
Jährliche Kosten	88 000,00 €/a

Somit können 44 000 € pro Jahr aufgrund geringerer Stillstandszeiten eingespart werden. Dies

8 Wirtschaftlichkeitsbetrachtung

ergibt in Summe mit dem reduzierten Wartungsaufwand ein Einsparpotenzial von 57 200 € pro Jahr.

Damit wird nach bereits rund 4 Monaten eine Amortisierung der getätigten Investition erzielt. Die Zahlenwerte für die beiden aufgeführten Szenarien stellen lediglich einen Richtwert dar und variieren in Abhängigkeit des Anwendungsfalles. Die Erhebung dieser Daten fand im Rahmen eines Expertengesprächs mit einem Verfahrensentwickler der Firma SCHERDEL INNOTECH statt. Zusammenfassend gilt, dass in beiden Szenarien die Investition als sinnvoll erachtet wird, wobei der Mehrwert durch die automatische Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter (Szenario 2) die deutlich kürzere Amortisation aufweist.

9 Zusammenfassung und Ausblick

Für alle industriell eingesetzten Schmelzschweißverfahren sind die beim Fügen entstehenden Spritzer aufgrund der negativen Auswirkungen ein relevantes Qualitätskriterium für den Prozess. Diese Auswirkungen reichen von einer schlechten Nahtqualität bis hin zu Reparatur- und Wartungskosten. Somit geht stets ein erheblicher Kostenaufwand mit der Entstehung von Schweißspritzern einher. Dies zeigt sich auch im Ergebnis der Studie BRÜGGEMANN (2015), die angibt, dass durch eine Minimierung von Schweißspritzern der Energieverbrauch in der Produktion reduziert werden kann. Die hohe Automatisierbarkeit des Remote-Laserstrahlschweißens ermöglicht die Umsetzung einer Inline-Qualitätsüberwachung hinsichtlich der Spritzerbildung. Aufgrund der optischen Komponenten zur Strahlformung und -positionierung ist es möglich, eine kompakte optische Prozessüberwachung zu entwickeln. Dies wurde in der vorliegenden Arbeit auf das Remote-Laserstrahlschweißen bezogen.

Zunächst wurden Vorversuche zur Bestimmung der charakteristischen Eigenschaften von Schweißspritzern hinsichtlich der Fluggeschwindigkeit und der Größe durchgeführt. Darauf aufbauend wurden die Anforderungen an die notwendige Hardware in Form von einer Prozesskamera und einer Auswerteeinheit berechnet. Hierbei galt es die Kombination aus Auflösung und Aufnahmezeit der Prozesskamera so zu wählen, dass alle entstehenden Spritzer aufgezeichnet werden können. Die Auswerteeinheit muss dementsprechend in der Lage sein, die anfallende Datenmenge zu verarbeiten. Um dies sicherzustellen, wurde eine Grafikkarte für die Durchführung der Bildverarbeitung ausgewählt.

Die inline-fähige Bewertung der Spritzerbildung wurde durch die Aufteilung der Bild- und Datenverarbeitung in zwei separate Algorithmen realisiert. Die Datenverarbeitung nutzt eine Abwandlung des Consumer-Producer-Entwurfsmusters, um eine hohe Performanz der Software zu gewährleisten. Die Bildverarbeitung wurde hinsichtlich der Laufzeit optimiert, indem nicht parallelisierbare Operationen in einen Initialisierungsversuch ausgelagert wurden. Auf diese Weise ist der Bildverarbeitungsalgorithmus zur Spritzerdetektion vollständig auf der Grafikkarte

9 Zusammenfassung und Ausblick

ausführbar.

Zur Validierung der Spritzerdetektion wurden synthetische Bilder erzeugt. Diese wurden entsprechend realen Hochgeschwindigkeitsaufnahmen modelliert und ermöglichen das Erzeugen unterschiedlicher Spritzergrößen, -geschwindigkeiten und -helligkeiten. Um einen vollständigen Schweißversuch abbilden zu können, wurde auch die Bewegung der Schweißspritzer nachgebildet. Auf Basis dieser Grundwahrheit konnte gezeigt werden, dass die Erkennung von Spritzern für relevante Häufigkeiten robust arbeitet und eine verlässliche Aussage über die Schweißnahtqualität erzielt.

Darauf aufbauend wurde eine Methode entwickelt, die es ermöglicht, systematisch spritzerarme Schweißparameter unabhängig vom verwendeten Werkstoff und der Stoßkonfiguration zu bestimmen. Hierzu wurde zunächst ein faltendes neuronales Netz trainiert, um die Anbindung der beiden Fügepartner zu detektieren. Auf diese Weise konnten irrelevante Versuche von der weiterführenden Untersuchung ausgeschlossen werden. Um unabhängig von der Fügeaufgabe eine Bewertung der Spritzerbildung zu ermöglichen, wurde der Verlauf der Spritzeranzahl über die Zeit mithilfe einer kompetitiven Schicht kategorisiert. Somit war kein globaler Schwellwert notwendig, sondern die Versuche wurden im jeweiligen Suchfenster untereinander bewertet und kategorisiert. Die Berechnung der Versuchspunkte im Parameterraum stützte sich auf die Halton-Sequenz, ein Space-Filling-Design der statistischen Versuchsplanung. Der iterative Ablauf der Methode berechnet anhand der Parameterkombinationen mit der niedrigsten Spritzerbildung neue Suchfenster, bis eine der Abbruchbedingungen erfüllt wird. Die experimentelle Validierung ergab drei Parameterkombinationen, die zu einer sicheren Anbindung der Fügepartner und zu einer niedrigen Spritzeranzahl führten. Auch die Robustheit dieser Parameter wurde durch Versuchswiederholungen bestätigt.

Aufbauend auf den Erkenntnissen und technischen Umsetzungen dieser Arbeit ergibt sich ein weiterer Forschungsbedarf in Bezug auf die Spritzerbildung. Wie bereits in Abschnitt 6.6 angesprochen, kann die Entstehung von Schweißspritzern durch eine Binomialverteilung nachgebildet werden. Mithilfe der Spritzerdetektion wäre es somit möglich, ein Modell basierend auf einer Binomialverteilung während der Schweißungen aufzubauen. Ein solches Modell würde im Gegensatz zu Regressionsmodellen die stochastische Komponente bei der Entstehung von Spritzern berücksichtigen. Auf diese Weise könnten Vorhersagen über die Kontamination der Optik und der Spannvorrichtung getroffen werden. Ein solches System könnte anschließend für

eine vorausschauende Wartung bzw. Instandhaltung eingesetzt werden.

Darüber hinaus ist eine Anbindung der gesamten Schweißanlage an eine Datenbank denkbar, die neben den bereits trainierten künstlichen neuronalen Netzen auch die ermittelten Parameterkombinationen und die zugehörige Spritzerbildung abspeichert. Hierdurch könnten mithilfe geeigneter Auswertemethoden evtl. auch Zusammenhänge über unterschiedliche Werkstoffe hinweg gefunden werden.

Literatur

ADAMEK 2016

ADAMEK, T.: *Statistik für Anwender: Statistik aus der Münze*. 1. Aufl. Heidelberg: Springer. 2016. ISBN: 978-3-662-44147-3.

ALBERT ET AL. 2013

ALBERT, F.; BAUM, S.; MÜLLER, A.; SIEVI, P.; RETHMEIER, M.: *Nahtgeführtes Laserstrahl-Remoteschweißen mit Strahloszillation: Beeinflussung der Schweißnahtanmutung, der Schweißnahtgeometrie und der Spaltüberbrückbarkeit*. *Schweißen und Schneiden* 65 (2013) 9, S. 631–635.

ALPAR ET AL. 2000

ALPAR, P.; BENSBERG, F.; GROB, H.; WEIMANN, P.; WINTER, R.: *Anwendungsorientierte Wirtschaftsinformatik*. 8. Aufl. Wiesbaden: Springer Vieweg. 2000. ISBN: 978-3-658-14145-5.

AVIDAN 2004

AVIDAN, S.: *Support vector tracking*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 26 (2004) 8, S. 1064–1072.

BENGIO 2009

BENGIO, Y.: *Learning Deep Architectures for AI*. *Foundations and Trends in Machine Learning* 2 (2009) 1, S. 1–127.

BEREND ET AL. 2005

BEREND, O.; HAFERKAMP, H.; MEIER, O.; ENGELBRECHT, L.: *High-frequency beam oscillating to increase the process stability during laser welding with high melt pool dynamics*. In: *24th International Congress on Applications of Lasers and Electro-Optics (ICALEO)* (Orlando, FL, USA). 31.10. - 03.11.2005, S. 1032–1041.

Literatur

BERGER ET AL. 2010

BERGER, P.; SCHUSTER, R.; HÜGEL, H.; GRAF, T.: *Moving humps at the capillary front in laser welding*. In: 29th International Congress on Applications of Lasers and Electro-Optics (ICALEO) (Orlando, FL, USA). 26.09. - 30.09.2010, S. 26–30.

BERGER ET AL. 2011

BERGER, P.; HÜGEL, H.; HESS, A.; WEBER, R.; GRAF, T.: *Understanding of Humping Based on Conservation of Volume Flow*. In: Lasers in Manufacturing (LiM) - Proceedings of the 6th International WLT Conference on Lasers in Manufacturing (München, Deutschland). 23.05. - 26.05.2011, S. 232–240.

BEYER 1995

BEYER, E.: *Schweißen mit Laser: Grundlagen*. 1. Aufl. Heidelberg: Springer. 1995. ISBN: 978-3-642-75760-0.

BIDANDA ET AL. 1989

BIDANDA, B.; RUBINOVITZ, J.; RAMAN, S.: *Development of a spatter index for automated welding inspection using computer vision*. *Computers & Industrial Engineering* 16 (1989) 2, S. 215–224.

BLIEDTNER ET AL. 2013

BLIEDTNER, J.; MÜLLER, H.; BARZ, A.: *Lasermaterialbearbeitung: Grundlagen-Verfahren-Anwendungen-Beispiele*. 1. Aufl. München: Carl Hanser Verlag GmbH Co KG. 2013. ISBN: 978-3-446-42168-4.

BOHR 1923

BOHR, N.: *Über die Anwendung der Quantentheorie auf den Atombau*. *Zeitschrift für Physik* 13 (1923) 1, S. 117–165.

BOUWMANS ET AL. 2014

BOUWMANS, T.; PORIKLI, F.; HÖFERLIN, B.; VACAVANT, A.: *Background Modeling and Foreground Detection for Video Surveillance: Traditional and Recent Approaches, Implementations, Benchmarking and Evaluation*. Boca Raton: CRC Press, Taylor & Francis Group. 2014. ISBN: 978-1-482-20537-4.

BRAUNREUTHER ET AL. 2015

BRAUNREUTHER, S.; HAMMERSTINGL, V.; SCHWEIER, M.; THEODOSSIADIS, G.; REINHART, G.; ZÄH, M.: *Welding joint detection by calibrated mosaicking with laser scanner systems*. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology* 10 (2015) 1, S. 16–23.

BROIDA ET AL. 1986

BROIDA, T.; CHELLAPPA, R.: *Estimation of Object Motion Parameters from Noisy Images*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8 (1986) 1, S. 90–99.

BRÜGGEMANN 2015

BRÜGGEMANN, D.: *Studie Analytische Untersuchung zur Ressourceneffizienz im verarbeitenden Gewerbe*. Techn. Ber. Stuttgart: Fraunhofer-Institut für Produktionstechnik und Automatisierung IPA. 2015.

BURGER ET AL. 2016

BURGER, W.; BURGE, M.: *Digital image processing: An algorithmic introduction using Java*. 2. Aufl. New York: Springer. 2016. ISBN: 978-1-447-16683-2.

CASELLES ET AL. 1997

CASELLES, V.; KIMMEL, R.; SAPIRO, G.: *Geodesic Active Contours*. *International Journal of Computer Vision* 22 (1997) 1, S. 61–79.

COMANICIU ET AL. 1999

COMANICIU, D.; MEER, P.: *Mean shift analysis and applications*. In: 7th International Conference on Computer Vision (IEEE) (Kerkyra, Griechenland). 20.09. - 27.09.1999, S. 1197–1203.

COURTOIS ET AL. 2013

COURTOIS, M.; CARIN, M.; MASSON, P.; GAIED, S.; BALABANE, M.: *A new approach to compute multi-reflections of laser beam in a keyhole for heat transfer and fluid flow modelling in laser welding*. *Journal of Physics D: Applied Physics* 46 (2013) 50, S. 1–14.

CROCHIERE ET AL. 1983

CROCHIERE, R.; RABINER, L.: *Multirate digital signal processing*. 1. Aufl. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall. 1983. ISBN: 978-0-136-05162-6.

Literatur

DEMANT ET AL. 2011

DEMANT, C.; STREICHER-ABEL, B.; SPRINGHOFF, A.: *Industrielle Bildverarbeitung: wie optische Qualitätskontrolle wirklich funktioniert*. 3. Aufl. Heidelberg: Springer. 2011. ISBN: 978-3-642-13096-0.

DOWDEN 2009

DOWDEN, J.: *The Theory of Laser Materials Processing: Heat and Mass Transfer in Modern Technology*. 1. Aufl. Dordrecht: Springer. 2009. ISBN: 978-1-4020-9340-1.

DVS-BERICHT 2014

DVS-BERICHT: *Zylindrische Polarisierung für spritzerreduziertes Laserstrahlschweißen: (ZESAR) - Schlussbericht zum AiF-Forschungsvorhaben Nr. 17.625*. Deutscher Verein für Schweißen und verwandte Verfahren e.V. (Hrsg.) Laufzeit: 01.12.2012 - 30.11.2014.

EICHLER ET AL. 2015

EICHLER, H.; EICHLER, J.: *Laser: Bauformen, Strahlführung, Anwendungen*. 8. Aufl. Heidelberg: Springer. 2015. ISBN: 978-3-642-41438-1.

EVERITT ET AL. 1981

EVERITT, B.; DAVID, J.: *Finite mixture distributions. Monographs on Applied Probability and Statistics 2* (1981) 1, S. 25–57.

FABBRO 2010

FABBRO, R.: *Melt pool and keyhole behaviour analysis for deep penetration laser welding. Journal of Physics D: Applied Physics* 43 (2010) 44, S. 1–9.

FAHRMEIR ET AL. 2009

FAHRMEIR, L.; KNEIB, T.; LANG, S.: *Regression*. 2. Aufl. Heidelberg: Springer. 2009. ISBN: 978-3-642-01836-7.

GALANTUCCI ET AL. 2000

GALANTUCCI, L.; TRICARICO, L.; SPINA, R.: *A Quality Evaluation Method for Laser Welding of Al Alloys Through Neural Networks. CIRP Annals* 49 (2000) 1, S. 131–134.

GAMMA ET AL. 1994

GAMMA, E.; HELM, R.; JOHNSON, R.; VLISSIDES, J.: *Design patterns: elements of reusable object-oriented software*. 1. Aufl. Boston: Addison-Wesley. 1994. ISBN: 978-0-201-63361-0.

GAO ET AL. 2014

GAO, X.; SUN, Y.; KATAYAMA, S.: *Neural network of plume and spatter for monitoring high-power disk laser welding. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology* 1 (2014) 4, S. 293–298.

GÄRTNER ET AL. 2009

GÄRTNER, P.; WEBER, R.: *Spatter formation and keyhole observation with high speed cameras-better understanding of the keyhole formation. In: 28th International Congress on applications of lasers and electro-optics (ICALEO) (Orlando, FL, USA). 29.10. - 01.11.2009, S. 339–342.*

GEIGER ET AL. 2009

GEIGER, M.; LEITZ, K.; KOCH, H.; OTTO, A.: *A 3D transient model of keyhole and melt pool dynamics in laser beam welding applied to the joining of zinc coated sheets. Production Engineering* 3 (2009) 2, S. 127–136.

GERHARD 2016

GERHARD, C.: *Tutorium Optik: Ein verständlicher Überblick für Physiker, Ingenieure und Techniker. 1. Aufl. Heidelberg: Springer. 2016. ISBN: 978-3-662-48574-3.*

GIBBS ET AL. 2006

GIBBS, M.; MAIER, H.; DANDY, G.; NIXON, J.: *Minimum Number of Generations Required for Convergence of Genetic Algorithms. In: 2006 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (Vancouver, Kanada). 16.07. - 21.07.2006, S. 565–572.*

GLADUSH ET AL. 2011

GLADUSH, G.; SMUROV, I.: *Physics of Laser Materials Processing: Theory and Experiment. 1. Aufl. Heidelberg: Springer. 2011. ISBN: 978-3-642-19242-5.*

G. GOOS 1998

GOOS, G.: *Vorlesungen über Informatik: Paralleles Rechnen und nicht-analytische Lösungsverfahren. 1. Aufl. Heidelberg: Springer. 1998. ISBN: 978-3-642-58821-1.*

P. GOOS ET AL. 2011

GOOS, P.; JONES, B.: *Optimal design of experiments: a case study approach. 1. Aufl. Chichester: John Wiley & Sons. 2011. ISBN: 978-0-470-74461-1.*

Literatur

GRECHENIG ET AL. 2010

GRECHENIG, T.; M., B.: *Softwaretechnik: Mit Fallbeispielen aus realen Entwicklungsprojekten*. 1. Aufl. München: Pearson Studium. 2010. ISBN: 978-3-86894-007-7.

GROSS 2003

GROSS, R.: *Optik und Quantenphänomene*. Vorlesungsskript. Lehrstuhl für Technische Physik Technische Universität München. URL: https://www.wmi.badw.de/teaching/Lecturenotes/Physik3/Gross_Physik_III_Kap_4.pdf.

GUNENTHIRAM ET AL. 2018

GUNENTHIRAM, V.; PEYRE, P.; SCHNEIDER, M.; DAL, M.; COSTE, F.; KOUTIRI, I.; FABBRO, R.: *Experimental analysis of spatter generation and melt-pool behavior during the powder bed laser beam melting process*. *Journal of Materials Processing Technology* 251 (2018) 1, S. 376–386.

GÜNTHER 2017

GÜNTHER, J.: „Machine intelligence for adaptable closed loop and open loop production engineering systems“. Dissertation. München: Technische Universität München. 2017.

HAGAN ET AL. 1997

HAGAN, M.; DEMUTH, H.; BEALE, M.; DE JESUS, O.: *Neural Network Design*. URL: <http://hagan.okstate.edu/NNDesign.pdf>.

HALTON 1964

HALTON, J.: *Algorithm 247: Radical-inverse quasi-random point sequence*. *Communications of the ACM* 7 (1964) 12, S. 701–702.

HAN ET AL. 2011

HAN, J.; PEI, J.; KAMBER, M.: *Data mining: concepts and techniques*. 3. Aufl. Boston: Elsevier. 2011. ISBN: 978-9-380-93191-3.

HARRIS ET AL. 1988

HARRIS, C.; STEPHENS, M.: *A combined corner and edge detector*. In: 3rd Alvey vision conference (Manchester, England). 15.09. - 17.09.1988, S. 147–151.

HAUBOLD ET AL. 2017

HAUBOLD, M.; WULF, L.; ZÄH, M.: *Validation of a spatter detection algorithm for remote laser welding applications. Journal of Laser Applications* 29 (2017) 2, S. 1–10.

HEDDERICH ET AL. 2016

HEDDERICH, J.; SACHS, L.: *Angewandte Statistik*. 15. Aufl. Heidelberg: Springer. 2016. ISBN: 978-3-662-45690-3.

HEIDER ET AL. 2013

HEIDER, A.; SOLLINGER, J.; ABT, F.; BOLEY, M.; WEBER, R.; GRAF, T.: *High-speed X-ray analysis of spatter formation in laser welding of copper. Physics Procedia* 41 (2013) 1, S. 112–118.

HOOKE ET AL. 1961

HOOKE, R.; JEEVES, T.: *"Direct Search" Solution of Numerical and Statistical Problems. Journal of the ACM* 8 (1961) 2, S. 212–229.

HÜGEL ET AL. 2009

HÜGEL, H.; GRAF, T.: *Laser in der Fertigung: Strahlquellen, Systeme, Fertigungsverfahren*. 2. Aufl. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag. 2009. ISBN: 978-3-834-89570-7.

HUGGER ET AL. 2013

HUGGER, F.; KOHL, S.; DOBLER, M.; SCHMIDT, M.; HOFMANN, K.: *Spatter formation in welding*. In: IIV 66th Annual Assembly and International Conference (Essen, Deutschland). 13.09. - 17.09.2013, S. 111–125.

JÄGER ET AL. 2008

JÄGER, M.; HUMBERT, S.; HAMPRECHT, F.: *Sputter Tracking for the Automatic Monitoring of Industrial Laser-Welding Processes. Industrial Electronics, IEEE Transactions on* 55 (2008) 5, S. 2177–2184.

JÄHNE 2012

JÄHNE, B.: *Digitale Bildverarbeitung*. 7. Aufl. Heidelberg: Springer. 2012. ISBN: 978-3-642-04951-4.

Literatur

JAIN ET AL. 1995

JAIN, R.; KASTURI, R.; SCHUNCK, B.: *Machine vision*. 5. Aufl. New York: McGraw-Hill. 1995. ISBN: 978-9-382-66134-4.

KAPLAN ET AL. 2011

KAPLAN, A.; POWELL, J.: *Spatter in laser welding*. *Journal of Laser Applications* 23 (2011) 3, S. 1–7.

KNUTH 2016

KNUTH, D.: *Seminumerical algorithms*. 2. Aufl. Boston: Addison-Wesley. 2016. ISBN: 978-0-201-89684-8.

KOHONEN 1989

KOHONEN, T.: *Self-Organization and Associative Memory*. 3. Aufl. Heidelberg: Springer. 1989. ISBN: 978-0-387-18314-5.

KUIPERS ET AL. 2006

KUIPERS, L.; NIEDERREITER, H.: *Uniform Distribution of Sequences*. 1. Aufl. Newburyport, NY, USA: Dover Publications. 2006. ISBN: 978-0-486-45019-3.

LAHDENOJA ET AL. 2014

LAHDENOJA, O.; SAENTTI, T.; LAIHO, M.; POIKONEN, J.: *Spatter Tracking in Laser-and Manual Arc Welding with Sensor-level Pre-processing*. In: 22nd International Conference in Central European Computer Graphics, Visualization and Computer Vision (Plzen, Tschechische Republik). Feb., S. 27–32.

LEISI 1998

LEISI, H.: *Klassische Physik: Band 2: Elektromagnetismus und Wärme*. 1. Aufl. Basel: Birkhäuser. 1998. ISBN: 978-3-764-35977-5.

LEVIN ET AL. 2003

LEVIN, A.; VIOLA, P.; FREUND, Y.: *Unsupervised improvement of visual detectors using cotraining*. In: 9th International Conference on Computer Vision (IEEE) (Nizza, Frankreich). 13.10. - 16.10.2003, S. 626–633.

LI ET AL. 2014

LI, S.; CHEN, G.; KATAYAMA, S.; ZHANG, Y.: *Relationship between spatter formation and dynamic molten pool during high-power deep-penetration laser welding. Applied Surface Science* 303 (2014) 1, S. 481–488.

LINDEBERG ET AL. 1994

LINDEBERG, T.; HAAR R., B. M.: *Linear Scale-Space I: Basic Theory*. 1. Aufl. Computational Imaging and Vision. Dordrecht: Springer Science+Business Media. 1994. ISBN: 978-94-017-1699-4.

LINDSAY 1995

LINDSAY, B.: *Mixture Models: Theory, Geometry and Applications. NSF-CBMS Regional Conference Series in Probability and Statistics* 5 (1995) 1, S. 1–170.

LOWE 2004

LOWE, D.: *Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. International Journal of Computer Vision* 60 (2004) 2, S. 91–110.

MARIN ET AL. 2005

MARIN, J.; MENGERSEN, K.; ROBERT, C.: *Bayesian Modelling and Inference on Mixtures of Distributions. Handbook of Statistics* 25 (2005) 1, S. 459–507.

MARTUKANITZ ET AL. 2005

MARTUKANITZ, R.; STOL, I.; TRESSLER, J.; WARREN, C.: *Development of the laser stir welding process for aluminum laser beam welding*. In: 24th International Congress on Applications of Lasers and Electro-Optics (ICALEO) (Orlando, FL, USA). 31.10. - 03.11.2005, S. 712–718.

MATSUNAWA ET AL. 1998

MATSUNAWA, A.; KIM, J.; SETO, N.; MIZUTANI, M.; KATAYAMA, S.: *Dynamics of keyhole and molten pool in laser welding. Journal of Laser Applications* 10 (1998) 6, S. 247–254.

MCKAY ET AL. 1979

MCKAY, M.; BECKMAN, R.; CONOVER, W.: *A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code. Technometrics* 21 (1979) 2, S. 239–245.

Literatur

MIKOLAJCZYK ET AL. 2002

MIKOLAJCZYK, K.; SCHMID, C.: *An Affine Invariant Interest Point Detector*. In: 7th European Conference on Computer Vision (Kopenhagen, Dänemark). 28.05. - 31.05.2002, S. 128–142.

MITTAG 2016

MITTAG, H.: *Statistik: Eine Einführung mit interaktiven Elementen*. 4. Aufl. Heidelberg: Springer. 2016. ISBN: 978-3-662-47131-9.

MONNET ET AL. 2003

MONNET, A.; MITTAL, A.; PARAGIOS, N.; RAMESH, V.: *Background modeling and subtraction of dynamic scenes*. In: IEEE 9th International Conference on Computer Vision (Nizza, Frankreich). 13.10. - 16.10.2003, S. 1305–1312.

MORAVEC 1979

MORAVEC, H.: *Visual Mapping by a Robot Rover*. In: 6th International Joint Conference on Artificial Intelligence (Tokyo, Japan). 20.08. - 23.08.1979, S. 598–600.

MÜLLER-BORHANIAN ET AL. 2004

MÜLLER-BORHANIAN, J.; DEININGER, C.; DAUSINGER, F.; HÜGEL, H.: *Spatially resolved on-line monitoring during laser beam welding of steel and aluminum*. In: 23rd International Congress on Applications of Laser and Electro-Optics (ICALEO) (San Francisco, CA, USA). Apr.

NICOLOSI ET AL. 2010

NICOLOSI, L.; TETZLAFF, R.; ABT, F.; BLUG, A.; HÖFLER, H.: *A camera based closed loop control system for keyhole welding processes: Algorithm comparison*. In: IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS) (Paris, Frankreich). 30.05. - 02.06.2010, S. 2043–2046.

NICOLOSI ET AL. 2011a

NICOLOSI, L.; TETZLAFF, R.; BLUG, A.; HÖFLER, H.; CARL, D.; ABT, F.; HEIDER, A.: *A monitoring system for laser beam welding based on an algorithm for spatter detection*. In: 20th European Conference on Circuit Theory and Design (ECCTD) (Linköping, Schweden). 29.08. - 31.08.2011, S. 25–28.

NICOLOSI ET AL. 2011b

NICOLOSI, L.; BLUG, A.; ABT, F.; TETZLAFF, R.; HÖFLER, H.; CARL, D.: *Real-Time Control of Laser Beam Welding Processes: Reality*. 1. Aufl. New York: Springer. 2011. ISBN: 978-1-4419-6475-5.

NICOLOSI ET AL. 2012a

NICOLOSI, L.; ABT, F.; BLUG, A.; HEIDER, A.; TETZLAFF, R.; HÖFLER, H.: *A novel spatter detection algorithm based on typical cellular neural network operations for laser beam welding processes*. *Measurement Science and Technology* 23 (2012) 1, S. 1–8.

NICOLOSI ET AL. 2012b

NICOLOSI, L.; TETZLAFF, R.; ABT, F.; BLUG, A.; HÖFLER, H.: *Multi-feature detection for quality assessment in laser beam welding: Experimental results*. In: 13th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications (CNNA) (Turin, Italien). 29.08. - 31.08.2012, S. 1–6.

NICOLOSI ET AL. 2012c

NICOLOSI, L.; TETZLAFF, R.; FELIX, A.; ANDREAS, H.; BLUG, A.; HÖFLER, H.: *Novel algorithm for the real time multi-feature detection in laser beam welding*. In: IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS) (Seoul, Südkorea). 20.05. - 23.05.2012, S. 181–184.

OEFELE 2012

OEFELE, F.: „Remote-Laserstrahlschweißen mit brillanten Laserstrahlquellen“. Dissertation. München: Technische Universität München. 2012.

OHSER ET AL. 2009

OHSER, J.; SCHLADITZ, K.: *3D images of materials structures: processing and analysis*. 1. Aufl. Weinheim: Wiley-VCH-Verl. 2009. ISBN: 978-3-527-31203-0.

OLIVER ET AL. 2000

OLIVER, N.; ROSARIO, B.; PENTLAND, A.: *A Bayesian computer vision system for modeling human interactions*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 22 (2000) 8, S. 831–843.

Literatur

OPPENHEIM ET AL. 1989

OPPENHEIM, A.; SCHAFER, R.; BUCK, J.: *Discrete-Time Signal Processing*. 3. Aufl. New Jersey: Prentice Hall. 1989. ISBN: 0-13-216771-9.

OTSU 1979

OTSU, N.: *A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms*. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on* 9 (1979) 1, S. 62–66.

PAPAGEORGIU ET AL. 1998

PAPAGEORGIU, C.; OREN, M.; POGGIO, T.: *A general framework for object detection*. In: 6th International Conference on Computer Vision (IEEE) (Bombay, Indien). Apr., S. 555–562.

PARKS ET AL. 1987

PARKS, T.; BURRUS, C.: *Digital filter design*. 1. Aufl. Chichester: John Wiley & Sons. 1987. ISBN: 978-0-471-82896-9.

PICCARDI 2004

PICCARDI, M.: *Background subtraction techniques: a review*. In: IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (Den Haag, Niederlande). Okt., S. 3099–3104.

PITTS ET AL. 1947

PITTS, W.; MCCULLOCH, W.: *How we know universals the perception of auditory and visual forms*. *The bulletin of mathematical biophysics* 9 (1947) 3, S. 127–147.

POPRAWA 2005

POPRAWA, R.: *Lasertechnik für die Fertigung: Grundlagen, Prerspektiven und Beispiele für den innovativen Ingenieur*. 1. Aufl. Heidelberg: Springer. 2005. ISBN: 978-3-540-21406-9.

PRIESE 2015

PRIESE, L.: *Computer Vision*. 1. Aufl. Heidelberg: Springer. 2015. ISBN: 978-3-662-45128-1.

REITER ET AL. 2009

REITER, M.; CHO, J.; FARSON, D.; MEHL, M.: *Analysis and Control of Penetration Depth Fluctuations in Single-Mode Fiber Laser Welds*. In: 28th International Congress on applications of lasers and electro-optics (ICALEO) (Orlando, FL, USA). 29.10. - 01.11.2009, S. 800–809.

ROJAS 2013

ROJAS, R.: *Theorie der neuronalen Netze: eine systematische Einführung*. 1. Aufl. Heidelberg: Springer. 2013. ISBN: 978-3-540-56353-2.

ROWLEY ET AL. 1998

ROWLEY, H.; BALUJA, S.; KANADE, T.: *Neural network-based face detection*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 20 (1998) 1, S. 23–38.

SANZ 2012

SANZ, J.: *Advances in machine vision*. 1. Aufl. New York: Springer. 2012. ISBN: 978-0-387-96822-3.

SATO ET AL. 2004

SATO, K.; AGGARWAL, J.: *Temporal spatio-velocity transform and its application to tracking and interaction*. *Computer Vision and Image Understanding* 96 (2004) 2, S. 100–128.

SCHEFFLER 1997

SCHEFFLER, E.: *Statistische Versuchsplanung und -auswertung: eine Einführung für Praktiker*. 3. Aufl. Stuttgart: Dt. Verl. für Grundstoffindustrie. 1997. ISBN: 978-3-342-00366-3.

SCHWAB ET AL. 2009

SCHWAB, G.; STEELE, J.; VINCENT, T.: *Vision-Based Spatter Classification for Contaminant Detection*. *Welding Journal* 88 (2009) 6, S. 121–130.

SCHWEIER 2015

SCHWEIER, M.: „Simulative und experimentelle Untersuchungen zum Laserschweißen mit Strahloszillation“. Dissertation. München: Technische Universität München. 2015.

SCHWEIER ET AL. 2013

SCHWEIER, M.; HEINS, J.; HAUBOLD, M.; ZÄH, M.: *Spatter Formation in Laser Welding with Beam Oscillation*. In: *Lasers in Manufacturing (LiM)* (München, Deutschland). 13.05. - 16.05.2013, S. 20–30.

SCHWEIER ET AL. 2016

SCHWEIER, M.; HAUBOLD, M.; ZÄH, M.: *Analysis of spatters in laser welding with beam oscillation: A machine vision approach*. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology* 14 (2016) 1, S. 35–42.

Literatur

SEBER ET AL. 2012

SEBER, G.; LEE, A.: *Linear regression analysis*. 2. Aufl. Chichester: John Wiley & Sons. 2012. ISBN: 978-1-118-27442-2.

SHI ET AL. 2000

SHI, J.; MALIK, J.: *Normalized cuts and image segmentation*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 22 (2000) 8, S. 888–905.

SIEBERTZ ET AL. 2010

SIEBERTZ, K.; HOCHKIRCHEN, T.; BEBBER, D. van: *Statistische Versuchsplanung: Design of Experiments (DoE)*. 1. Aufl. Heidelberg: Springer. 2010. ISBN: 978-3-642-05492-1.

SOBOL 1967

SOBOL, I.: *On the distribution of points in a cube and the approximate evaluation of integrals*. *USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics* 7 (1967) 4, S. 86–112.

SONKA ET AL. 2014

SONKA, M.; HLAVAC, V.; BOYLE, R.: *Image processing, analysis, and machine vision*. 4. Aufl. Boston, MA, USA: Cengage Learning. 2014. ISBN: 978-1-133-59360-7.

STACHE ET AL. 2007

STACHE, N.; ZIMMER, H.; GEDICKE, J.; OLOWINSKY, A.; AACH, T.: *Robust High-Speed Melt Pool Measurements for Laser Welding with Sputter Detection Capability*. *Pattern Recognition* 1 (2007) 4713, S. 476–485.

STAUFFER ET AL. 2000

STAUFFER, C.; GRIMSON, W.: *Learning patterns of activity using real-time tracking*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 22 (2000) 8, S. 747–757.

STAVRIDIS ET AL. 2018

STAVRIDIS, J.; PAPACHARALAMPOPOULOS, A.; STAVROPOULOS, P.: *Quality assessment in laser welding: A critical review*. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 94 (2018) 8, S. 1825–1847.

STEEN 2003

STEEN, W.: *Laser Material Processing*. 3. Aufl. London: Springer. 2003. ISBN: 978-1-849-96061-8.

STEGER ET AL. 2008

STEGER, C.; ULRICH, M.; WIEDEMANN, C.: *Machine vision algorithms and applications*. 1. Aufl. Weinheim: Wiley-VCH-Verl. 2008. ISBN: 978-3-527-40734-7.

SUZUKI ET AL. 1985

SUZUKI, S.; ABE, K.: *Topological structural analysis of digitized binary images by border following*. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 30 (1985) 1, S. 32–46.

THÖNISS 2004

THÖNISS, T.: *Abbildungsfehler und Abbildungsleistung optischer Systeme*. In: PhotonikNet-Seminar Technische Optik in der Praxis (T.O.P.) (Göttingen, Deutschland). 31.08. - 01.09.2004, S. 1–33. URL: https://www.researchgate.net/publication/273697559_Abbildungsfehler_und_Abbildungsleistung_optischer_Systeme.

TOYAMA ET AL. 1999

TOYAMA, K.; KRUMM, J.; BRUMITT, B.; MEYERS, B.: *Wallflower: principles and practice of background maintenance*. In: 7th International Conference on Computer Vision (IEEE) (Kerkyra, Griechenland). 20.09. - 27.09.1999, S. 255–261.

VACAVANT ET AL. 2013

VACAVANT, A.; CHATEAU, T.; WILHELM, A.; L., L.: *A Benchmark Dataset for Outdoor Foreground/Background Extraction*. In: 11th Asian Conference on Computer Vision (ACCV) (Daejeon, Korea). Mai, S. 291–300.

VIITANEN ET AL. 2012

VIITANEN, T.; KOLEHMAINEN, J.; PICHÉ, R.; OKAMOTO, Y.: *Spatter Tracking in Laser Machining*. In: *Advances in Visual Computing: 8th International Symposium (ISVC)* (Rethymnon, Griechenland). 16.07. - 18.07.2012, S. 626–635.

WAUTHIER 2012

WAUTHIER, F.: *Motion Tracking in Image Sequences*. abgerufen am: 26.11.2012. URL: <http://www.cs.berkeley.edu/~flw/tracker/>.

WEBERPALS ET AL. 2007

WEBERPALS, J.; DAUSINGER, F.: *Influence of Inclination Angle on Spatter Behavior at Welding with Lasers of Strong Focusability*. In: 26th International Congress on Applications of Lasers and Electro-Optics (ICALEO) (Orlando, FL, USA). 29.10. - 01.11.2007, S. 858–865.

Literatur

WEBERPALS ET AL. 2008

WEBERPALS, J.; DAUSINGER, F.: *Fundamental understanding of spatter behavior at laser welding of steel*. In: 27th International Congress on Applications of Lasers and Electro-Optics (ICALEO) (Temecula, CA, USA). 20.10. - 24.10.2008.

WEBERPALS ET AL. 2011

WEBERPALS, J.; KRUEGER, P.; BERGER, P.; GRAF, T.: *Understanding the influence of the focal position in laser welding on spatter reduction*. In: 30th International Congress on Applications of Lasers and Electro-Optics (ICALEO) (Orlando, FL, USA). 23.10. - 27.10.2011, S. 159–168.

WITTEN ET AL. 2005

WITTEN, I.; FRANK, E.: *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. 2. Aufl. Cambridge: Morgan Kaufmann. 2005. ISBN: 978-0-080-47702-2.

YILMAZ ET AL. 2006

YILMAZ, A.; JAVED, O.; SHAH, M.: *Object Tracking: A Survey*. *ACM Computing Surveys (CSUR)* 38 (2006) 4, S. 1–45.

YOU ET AL. 2013

YOU, D.; GAO, X.; KATAYAMA, S.: *Review of laser welding monitoring*. *Science and Technology of Welding and Joining* 19 (2013) 3, S. 181–201.

YOU ET AL. 2014a

YOU, D.; GAO, X.; KATAYAMA, S.: *Monitoring of high-power laser welding using high-speed photographing and image processing*. *Mechanical Systems and Signal Processing* 49 (2014) 2, S. 39–52.

YOU ET AL. 2014b

YOU, D.; GAO, X.; KATAYAMA, S.: *Visual-based spatter detection during high-power disk laser welding*. *Optics and Lasers in Engineering* 54 (2014) 1, S. 1–7.

ZÄH ET AL. 2010

ZÄH, M.; MOESL, J.; MUSIOL, J.; OEFELE, F.: *Material Processing with Remote Technology - Revolution or Evolution?* In: 6th Laser Assisted Net Shape Engineering (LANE) (Erlangen, Deutschland). 21.09. - 24.09.2010, S. 19–33.

M. ZHANG ET AL. 2013

ZHANG, M.; CHEN, G.; ZHOU, Y.; LI, S.; DENG, H.: *Observation of spatter formation mechanisms in high-power fiber laser welding of thick plate. Applied Surface Science* 280 (2013) 1, S. 868–875.

Y. ZHANG ET AL. 2015

ZHANG, Y.; GAO, X.; KATAYAMA, S.: *Weld appearance prediction with 5BP6 neural network improved by genetic algorithm during disk laser welding. Journal of Manufacturing Systems* 34 (2015) 1, S. 53–59.

ZINTH ET AL. 2011

ZINTH, W.; ZINTH, U.: *Optik: Lichtstrahlen - Wellen - Photonen*. 3. Aufl. München: Oldenbourg. 2011. ISBN: 978-3-486-70534-8.

ZUIDERVELD 1994

ZUIDERVELD, K.: „Graphics Gems IV“. In: Hrsg. von P. S. HECKBERT. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, Inc. 1994. Kap. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, S. 474–485. ISBN: 0-12-336155-9.

Verzeichnis betreuter Studienarbeiten

Im Rahmen dieser Dissertation entstanden am Institut für Werkzeugmaschinen und Betriebswissenschaften (*iwb*) der Technischen Universität München (TUM) unter wissenschaftlicher, fachlicher und inhaltlicher Anleitung des Autors die im Folgenden aufgeführten studentischen Arbeiten. Die erzielten Ergebnisse sind teilweise in das vorliegende Dokument eingeflossen. Der Autor dankt allen Studierenden für ihr Engagement bei der Unterstützung dieser wissenschaftlichen Arbeit.

Student/in	Studienarbeit
Alexander Kief	Implementierung und Validierung einer online-fähigen Spritzerdetektion für das Remote-Laserstrahlschweißen (<i>iwb</i> Inv.-Nr.: 23442)
Leonie Wulf	Erweiterung einer Validierungsmethode zur Nachverfolgung von Spritzern beim Remote-Laserstrahlschweißen (<i>iwb</i> Inv.-Nr.: 30639)
Markus Birkner	Echtzeitfähige Schweißspritzererkennung durch GPU-beschleunigte Auswertung (<i>iwb</i> Inv.-Nr.: 30776)
Stefan Kreutner	Methode zur Klassifizierung von Remote-Laserstrahlschweißprozessen hinsichtlich der Spritzerentstehung durch den Einsatz künstlicher neuronaler Netze (<i>iwb</i> Inv.-Nr.: 37086)
Yanik Pfaff	Optosensorische Qualitätssicherung hinsichtlich Spritzerbildung beim Remote-Laserstrahlschweißen mit grüner Laserstrahlung (<i>iwb</i> Inv.-Nr.: 41346)
Stefan Kreutner	Auswertung optischer Prozessdaten mittels künstlicher neuronaler Netze als Beitrag für eine automatische Parameterfindung beim Remote-Laserstrahlschweißen (<i>iwb</i> Inv.-Nr.: 37086)

Anhang

A.1 Gewichtematrix und Biasvektor für kompetitive neuronale Netze

In den folgenden Abschnitten ist jeweils der Biasvektor \vec{b} und die Gewichtematrix \vec{w} aufgeführt, die zur Klassifizierung der Schweißversuche aus Abschnitt 7.3 verwendet wurden.

A.1.1 Erste Iteration

$$\vec{b} = \begin{bmatrix} 9,582 \\ 8,086 \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

$$\vec{w}^T = \begin{bmatrix} 0,004 & 0,015 \\ 0,619 & 0,016 \\ 0,371 & 0,010 \\ 0,357 & 0,007 \\ 0,169 & 0,002 \\ -0,020 & 0,000 \\ 0,112 & 0,001 \\ 0,247 & 0,003 \\ 0,417 & 0,016 \\ 0,523 & 0,019 \\ 0,564 & 0,025 \\ 0,469 & 0,034 \\ 0,316 & 0,038 \\ 0,151 & 0,031 \\ 0,068 & 0,030 \\ 0,260 & 0,027 \\ 0,685 & 0,015 \\ 0,999 & 0,076 \\ 1,064 & 0,074 \\ 1,150 & 0,070 \\ 1,024 & 0,070 \\ 0,685 & 0,072 \\ 0,472 & 0,005 \\ 0,512 & 0,001 \\ 0,500 & 0,003 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,564 & 0,000 \\ 0,617 & 0,001 \\ 0,628 & 0,004 \\ 0,639 & 0,008 \\ 0,714 & 0,004 \\ 0,572 & 0,010 \\ 0,410 & -0,001 \\ 0,307 & 0,021 \\ 0,184 & 0,075 \\ 0,057 & 0,066 \\ 0,130 & 0,068 \\ 0,160 & 0,076 \\ 0,290 & 0,053 \\ 0,420 & -0,006 \\ 0,381 & 0,007 \\ 0,287 & 0,004 \\ 0,285 & 0,003 \\ 0,254 & 0,011 \\ 0,238 & 0,006 \\ 0,284 & 0,025 \\ 0,258 & 0,085 \\ 0,358 & 0,076 \\ 0,621 & 0,072 \\ 0,723 & 0,075 \\ 0,862 & 0,058 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 1,094 & -0,008 \\ 1,173 & 0,006 \\ 1,203 & 0,012 \\ 1,247 & 0,021 \\ 1,368 & 0,021 \\ 1,460 & 0,024 \\ 1,412 & 0,022 \\ 1,172 & 0,011 \\ 1,235 & 0,010 \\ 1,242 & 0,018 \\ 1,395 & 0,021 \\ 1,667 & 0,027 \\ 1,932 & 0,026 \\ 2,050 & 0,028 \\ 1,897 & 0,008 \\ 1,926 & 0,041 \\ 2,187 & 0,058 \\ 2,090 & 0,050 \\ 2,041 & 0,046 \\ 2,327 & 0,053 \\ 2,258 & 0,017 \\ 2,100 & -0,004 \\ 2,264 & 0,002 \\ 2,408 & 0,003 \\ 2,591 & -0,003 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 2,996 & 0,027 \\ 3,020 & 0,065 \\ 3,349 & 0,088 \\ 4,220 & 0,095 \\ 4,956 & 0,097 \\ 4,926 & 0,072 \\ 4,996 & 0,027 \\ 4,844 & 0,013 \\ 4,845 & -0,008 \\ 5,234 & 0,012 \\ 5,254 & -0,014 \\ 5,182 & 0,028 \\ 5,090 & -0,046 \\ 4,202 & 0,181 \\ 2,963 & 0,379 \\ 2,650 & 0,405 \\ 2,693 & 0,407 \\ 2,768 & 0,450 \\ 2,843 & 0,255 \\ 2,965 & 0,057 \\ 3,170 & 0,056 \\ 3,743 & 0,019 \\ 4,092 & 0,046 \\ 4,761 & 0,014 \\ 4,996 & 0,017 \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

A.1.2 Zweite Iteration - Suchfenster I

$$\vec{b} = \begin{bmatrix} 11,044 \\ 7,321 \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

$$\vec{w}^T = \begin{bmatrix} 0,017 & 0,412 \\ 0,011 & 0,315 \\ 0,040 & 0,188 \\ 0,170 & 0,109 \\ 0,135 & 0,000 \\ 0,246 & 0,007 \\ 0,309 & 0,065 \\ 0,252 & 0,061 \\ 0,270 & 0,061 \\ 0,316 & 0,064 \\ 0,219 & 0,055 \\ 0,174 & -0,002 \\ 0,207 & -0,003 \\ 0,031 & 0,053 \\ 0,106 & 0,065 \\ 0,403 & 0,060 \\ 0,402 & 0,063 \\ 0,384 & 0,062 \\ 0,402 & 0,086 \\ 0,326 & 0,180 \\ 0,004 & 0,185 \\ 0,004 & 0,187 \\ -0,003 & 0,182 \\ 0,002 & 0,119 \\ -0,001 & -0,021 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,001 & 0,083 \\ -0,001 & 0,161 \\ 0,000 & 0,227 \\ 0,128 & 0,208 \\ 0,130 & 0,300 \\ 0,134 & 0,293 \\ 0,134 & 0,347 \\ 0,134 & 0,399 \\ 0,005 & 0,370 \\ 0,003 & 0,328 \\ 0,000 & 0,221 \\ -0,001 & 0,091 \\ 0,001 & -0,024 \\ -0,002 & 0,014 \\ 0,004 & -0,014 \\ -0,006 & 0,115 \\ 0,011 & 0,143 \\ -0,013 & 0,131 \\ 0,096 & 0,146 \\ 0,143 & 0,239 \\ 0,132 & 0,283 \\ 0,128 & 0,374 \\ 0,143 & 0,480 \\ 0,042 & 0,562 \\ -0,014 & 0,575 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,008 & 0,514 \\ -0,005 & 0,483 \\ 0,003 & 0,495 \\ -0,002 & 0,488 \\ 0,001 & 0,491 \\ -0,001 & 0,491 \\ 0,000 & 0,416 \\ -0,003 & 0,381 \\ -0,001 & 0,258 \\ -0,003 & 0,193 \\ 0,015 & 0,035 \\ 0,010 & 0,242 \\ 0,031 & 0,455 \\ 0,159 & 0,654 \\ 1,193 & 0,788 \\ 2,341 & 0,926 \\ 3,051 & 0,708 \\ 4,835 & 0,461 \\ 5,892 & 0,402 \\ 5,476 & 0,400 \\ 4,970 & 0,422 \\ 4,518 & 0,509 \\ 2,927 & 0,571 \\ 1,918 & 0,453 \\ 1,510 & 0,290 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 1,037 & 0,188 \\ 1,122 & 0,089 \\ 1,082 & -0,001 \\ 1,150 & -0,001 \\ 1,243 & 0,002 \\ 1,222 & -0,007 \\ 1,096 & 0,059 \\ 1,115 & 0,085 \\ 1,067 & 0,160 \\ 0,956 & 0,332 \\ 0,987 & 0,533 \\ 0,962 & 0,572 \\ 0,975 & 0,637 \\ 0,811 & 0,694 \\ 0,615 & 0,924 \\ 0,425 & 0,803 \\ 0,227 & 0,813 \\ 0,441 & 0,708 \\ 0,618 & 0,597 \\ 0,653 & 0,162 \\ 0,638 & 0,153 \\ 0,651 & 0,155 \\ 0,233 & 0,187 \\ -0,010 & 0,327 \\ -0,010 & 0,097 \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

A.1.3 Zweite Iteration - Suchfenster II

$$\vec{b} = \begin{bmatrix} 3,398 \\ 27,177 \end{bmatrix} \tag{A.5}$$

$$\vec{w}^T = \begin{bmatrix} 0,225 & 0,836 \\ 0,171 & 0,999 \\ 0,178 & 1,427 \\ 0,225 & 1,901 \\ 0,282 & 2,068 \\ 0,325 & 2,062 \\ 0,340 & 2,130 \\ 0,348 & 1,726 \\ 0,264 & 1,415 \\ 0,172 & 1,317 \\ 0,170 & 1,038 \\ 0,133 & 0,750 \\ 0,123 & 0,543 \\ 0,143 & 0,303 \\ 0,150 & 0,093 \\ 0,116 & 0,092 \\ 0,129 & 0,091 \\ 0,119 & 0,094 \\ 0,105 & 0,010 \\ 0,127 & -0,009 \\ 0,133 & 0,031 \\ 0,179 & 0,094 \\ 0,196 & 0,092 \\ 0,175 & 0,090 \\ 0,177 & 0,097 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,200 & 0,063 \\ 0,137 & -0,004 \\ 0,147 & 0,002 \\ 0,170 & -0,002 \\ 0,162 & 0,001 \\ 0,155 & -0,001 \\ 0,144 & -0,001 \\ 0,118 & 0,009 \\ 0,131 & 0,080 \\ 0,127 & 0,165 \\ 0,114 & 0,279 \\ 0,163 & 0,484 \\ 0,166 & 0,775 \\ 0,145 & 0,991 \\ 0,142 & 1,244 \\ 0,149 & 1,715 \\ 0,119 & 2,031 \\ 0,123 & 2,687 \\ 0,183 & 3,574 \\ 0,190 & 4,672 \\ 0,182 & 5,913 \\ 0,228 & 7,456 \\ 0,279 & 9,277 \\ 0,222 & 11,490 \\ 0,235 & 13,150 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,228 & 15,476 \\ 0,277 & 17,661 \\ 0,227 & 18,909 \\ 0,283 & 20,156 \\ 0,391 & 22,200 \\ 0,378 & 23,783 \\ 0,422 & 25,828 \\ 0,398 & 28,463 \\ 0,473 & 31,333 \\ 0,319 & 34,363 \\ 0,427 & 37,285 \\ 0,345 & 40,239 \\ 0,382 & 43,307 \\ 0,335 & 45,876 \\ 0,357 & 47,591 \\ 0,340 & 49,624 \\ 0,261 & 52,060 \\ 0,340 & 53,509 \\ 0,265 & 55,073 \\ 0,342 & 56,995 \\ 0,321 & 58,645 \\ 0,361 & 59,747 \\ 0,356 & 61,601 \\ 0,383 & 63,025 \\ 0,398 & 64,563 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,374 & 64,818 \\ 0,413 & 65,391 \\ 0,371 & 66,132 \\ 0,431 & 66,928 \\ 0,412 & 68,058 \\ 0,411 & 70,243 \\ 0,399 & 71,769 \\ 0,349 & 73,706 \\ 0,363 & 75,428 \\ 0,392 & 76,010 \\ 0,534 & 77,151 \\ 0,564 & 77,886 \\ 0,669 & 80,159 \\ 0,686 & 83,136 \\ 0,655 & 87,446 \\ 0,555 & 85,704 \\ 0,481 & 69,966 \\ 0,403 & 52,936 \\ 0,337 & 34,306 \\ 0,274 & 15,404 \\ 0,251 & 1,411 \\ 0,235 & 1,833 \\ 0,227 & 1,036 \\ 0,206 & 1,074 \\ 0,230 & 0,781 \end{bmatrix} \tag{A.6}$$

A.1.4 Dritte Iteration - Suchfenster III

$$\vec{b} = \begin{bmatrix} 6,525 \\ 10,871 \end{bmatrix} \quad (\text{A.7})$$

$$\vec{w}^T = \begin{bmatrix} 0,891 & 0,251 \\ 0,316 & 0,684 \\ 0,253 & 0,848 \\ 0,070 & 0,858 \\ 0,071 & 0,761 \\ 0,056 & 0,621 \\ 0,022 & 0,318 \\ 0,045 & 0,195 \\ 0,050 & 0,213 \\ 0,086 & 0,214 \\ 0,090 & 0,238 \\ 0,075 & 0,368 \\ 0,038 & 0,379 \\ 0,057 & 0,352 \\ 0,018 & 0,418 \\ 0,021 & 0,406 \\ 0,018 & 0,321 \\ 0,021 & 0,310 \\ 0,007 & 0,359 \\ 0,062 & 0,452 \\ 0,067 & 0,583 \\ 0,103 & 0,791 \\ 0,126 & 0,907 \\ 0,152 & 1,099 \\ 0,163 & 1,135 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,191 & 1,008 \\ 0,154 & 0,933 \\ 0,135 & 0,856 \\ 0,122 & 0,567 \\ 0,050 & 0,304 \\ 0,020 & 0,296 \\ 0,020 & 0,529 \\ 0,016 & 0,814 \\ -0,003 & 1,192 \\ 0,003 & 1,472 \\ 0,024 & 1,581 \\ 0,024 & 1,427 \\ 0,023 & 1,192 \\ 0,024 & 0,875 \\ 0,022 & 0,714 \\ -0,001 & 0,633 \\ 0,001 & 0,442 \\ 0,000 & 0,410 \\ 0,000 & 0,390 \\ 0,014 & 0,406 \\ 0,015 & 0,396 \\ 0,015 & 0,440 \\ 0,014 & 0,462 \\ 0,030 & 0,565 \\ 0,014 & 0,537 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,016 & 0,512 \\ 0,012 & 0,528 \\ 0,036 & 0,564 \\ 0,024 & 0,858 \\ 0,025 & 1,259 \\ 0,048 & 1,669 \\ 0,059 & 1,967 \\ 0,042 & 2,291 \\ 0,057 & 2,255 \\ 0,119 & 2,031 \\ 0,126 & 1,802 \\ 0,144 & 1,799 \\ 0,122 & 1,708 \\ 0,132 & 1,744 \\ 0,093 & 2,009 \\ 0,056 & 2,235 \\ 0,033 & 2,246 \\ 0,048 & 2,246 \\ 0,020 & 2,097 \\ 0,028 & 2,071 \\ 0,048 & 1,987 \\ 0,051 & 1,653 \\ 0,036 & 1,355 \\ 0,082 & 1,294 \\ 0,142 & 0,926 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,163 & 0,546 \\ 0,210 & 0,505 \\ 0,221 & 0,487 \\ 0,230 & 0,279 \\ 0,146 & 0,157 \\ 0,104 & 0,201 \\ 0,075 & 0,181 \\ 0,107 & 0,203 \\ 0,070 & 0,217 \\ 0,100 & 0,415 \\ 0,141 & 0,433 \\ 0,122 & 0,475 \\ 0,088 & 0,572 \\ 0,086 & 0,781 \\ 0,063 & 0,761 \\ 0,024 & 0,887 \\ 0,021 & 1,052 \\ 0,047 & 0,990 \\ 0,064 & 0,939 \\ 0,076 & 0,876 \\ 0,077 & 0,695 \\ 0,077 & 0,583 \\ 0,057 & 0,538 \\ -0,005 & 0,357 \\ -0,006 & 0,336 \end{bmatrix} \quad (\text{A.8})$$

A.1.5 Dritte Iteration - Suchfenster IV

$$\vec{b} = \begin{bmatrix} 7,7691 \\ 9,093 \end{bmatrix} \tag{A.9}$$

$$\vec{w}^T = \begin{bmatrix} 0,034 & 1,984 \\ 0,033 & 0,661 \\ 0,020 & 0,397 \\ 0,015 & 0,000 \\ -0,004 & 0,000 \\ 0,003 & 0,000 \\ -0,003 & -0,001 \\ 0,004 & 0,001 \\ -0,008 & -0,002 \\ 0,027 & 0,013 \\ 0,066 & 0,023 \\ 0,052 & 0,015 \\ 0,067 & 0,032 \\ 0,101 & 0,080 \\ 0,065 & 0,060 \\ 0,024 & 0,070 \\ 0,043 & 0,104 \\ 0,019 & 0,107 \\ 0,002 & 0,056 \\ -0,007 & 0,065 \\ 0,014 & 0,040 \\ -0,026 & 0,023 \\ 0,142 & 0,048 \\ 0,270 & 0,067 \\ 0,246 & 0,066 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,238 & 0,073 \\ 0,314 & 0,161 \\ 0,175 & 0,139 \\ 0,027 & 0,117 \\ 0,071 & 0,128 \\ 0,054 & 0,138 \\ 0,018 & 0,035 \\ -0,008 & 0,025 \\ 0,004 & 0,056 \\ -0,002 & 0,037 \\ 0,000 & 0,026 \\ 0,001 & 0,035 \\ -0,004 & 0,078 \\ 0,031 & 0,055 \\ 0,041 & 0,062 \\ 0,037 & 0,058 \\ 0,038 & 0,060 \\ 0,041 & -0,003 \\ 0,010 & 0,005 \\ -0,008 & -0,010 \\ 0,047 & 0,064 \\ 0,055 & 0,080 \\ 0,052 & 0,084 \\ 0,054 & 0,086 \\ 0,054 & 0,094 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,018 & 0,026 \\ 0,040 & 0,004 \\ 0,037 & 0,008 \\ 0,040 & 0,023 \\ 0,037 & 0,037 \\ 0,036 & 0,050 \\ -0,020 & 0,048 \\ 0,063 & 0,047 \\ 0,108 & 0,021 \\ 0,099 & 0,033 \\ 0,096 & 0,067 \\ 0,112 & 0,068 \\ 0,043 & 0,071 \\ -0,013 & 0,063 \\ 0,007 & 0,092 \\ -0,004 & 0,087 \\ 0,002 & 0,102 \\ -0,001 & 0,172 \\ -0,001 & 0,190 \\ 0,002 & 0,183 \\ -0,006 & 0,173 \\ 0,050 & 0,156 \\ 0,059 & 0,082 \\ 0,058 & 0,074 \\ 0,054 & 0,030 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots \\ 0,065 & -0,003 \\ 0,004 & -0,001 \\ 0,004 & 0,013 \\ -0,012 & 0,000 \\ 0,038 & 0,070 \\ 0,114 & 0,250 \\ 0,116 & 0,277 \\ 0,120 & 0,256 \\ 0,183 & 0,329 \\ 0,133 & 0,286 \\ 0,169 & 0,099 \\ 0,209 & 0,083 \\ 0,179 & 0,092 \\ 0,145 & 0,037 \\ 0,139 & 0,032 \\ 0,027 & 0,073 \\ -0,011 & 0,094 \\ 0,008 & 0,088 \\ 0,051 & 0,086 \\ 0,097 & 0,151 \\ 0,089 & 0,155 \\ 0,093 & 0,189 \\ 0,089 & 0,197 \\ -0,007 & 0,182 \\ -0,007 & 0,035 \end{bmatrix} \tag{A.10}$$

A.2 Versuchspläne zur Bestimmung spritzerarmer Parameter

Im Folgenden sind die exakten Parametereinstellungen für alle durchgeführten experimentellen Tätigkeiten aufgelistet. Die Durchführung und Auswertung sind in Abschnitt 7.4 beschrieben.

Tabelle A.1: Versuchspunkte für die erste Iteration zur Bestimmung spritzerarmer Schweißparameter

Parametersatz	v_w in mm/s	A_o in mm	f_o in Hz	P_l in W
1	60,00	0,37	68,00	860
2	40,00	0,68	126,00	1210
3	80,00	0,16	184,00	1570
4	30,00	0,47	242,00	1930
5	70,00	0,79	21,60	2290
6	50,00	0,26	79,60	2640
7	90,00	0,58	137,60	550
8	25,00	0,89	195,60	910
9	65,00	0,09	253,60	1270
10	45,00	0,40	33,20	1620
11	85,00	0,72	91,20	1980
12	35,00	0,19	149,20	2340

Tabelle A.2: Versuchspunkte für die zweite Iteration innerhalb des ersten Suchfensters

Parametersatz	v_w in mm/s	A_o in mm	f_o in Hz	P_l in W
1	76,00	0,64	71,87	1930
2	82,00	0,70	110,53	1570
3	88,00	0,76	46,09	2290
4	94,00	0,82	84,76	1390
5	71,20	0,88	123,42	2110
6	77,20	0,94	58,98	1750
7	83,20	0,59	97,64	2460
8	89,20	0,65	136,31	1300
9	95,20	0,71	37,50	2020
10	72,40	0,77	76,16	1660
11	78,40	0,83	114,83	2380
12	84,40	0,98	50,39	1480

Tabelle A.3: Versuchspunkte für die zweite Iteration innerhalb des zweiten Suchfensters

Parametersatz	v_w in mm/s	A_o in mm	f_o in Hz	P_l in W
1	24,00	0,29	222,67	2130
2	28,00	0,39	261,33	1700
3	32,00	0,49	196,89	2570
4	36,00	0,59	235,56	1480
5	20,80	0,69	274,22	2350
6	24,80	0,79	209,78	1920
7	28,80	0,21	248,44	2780
8	32,80	0,31	287,11	1370
9	36,80	0,41	188,30	2240
10	21,60	0,51	226,96	1810
11	25,60	0,61	265,63	2670
12	29,60	0,71	201,19	1590

Tabelle A.4: Versuchspunkte für die dritte Iteration innerhalb des ersten Suchfensters

Parametersatz	v_w in mm/s	A_o in mm	f_o in Hz	P_l in W
1	61,00	0,52	60,00	1800
2	50,50	0,65	120,00	1850
3	71,50	0,44	74,04	1980
4	45,25	0,56	98,72	2060
5	66,25	0,69	12,00	2010
6	55,75	0,48	72,00	2060
7	76,75	0,60	54,30	1760
8	42,63	0,73	78,98	1840
9	63,63	0,42	103,66	1910
10	53,13	0,54	24,00	1910
11	74,13	0,66	84,00	1960
12	47,88	0,46	59,23	2140

Tabelle A.5: Versuchspunkte für die dritte Iteration innerhalb des zweiten Suchfensters

Parametersatz	v_w in mm/s	A_o in mm	f_o in Hz	P_l in W
1	45,00	0,83	240,00	1950
2	32,50	0,77	209,52	1870
3	57,50	0,75	179,36	2430
4	26,25	0,87	180,00	1800
5	51,25	0,81	173,33	2290
6	38,75	0,73	288,00	1900
7	63,75	0,85	168,00	1780
8	23,13	0,79	203,49	2230
9	48,13	0,72	228,00	1880
10	35,63	0,85	161,26	2510
11	60,63	0,78	264,00	1830
12	29,38	0,76	221,58	2370

Anhang

Tabelle A.6: Versuchspunkte zur statistischen Absicherung guter Parametereinstellungen

Parametersatz	v_w in mm/s	A_o in mm	f_o in Hz	P_l in W
1	30,00	0,47	242,00	1930
2	21,60	0,51	226,96	1810
3	51,25	0,81	173,33	2290