

Hardware-effiziente Auswertelgorithmen für die bildgebende Echtzeit-Messung partikelbeladener Strömungen am Beispiel thermokinetischer Beschichtungsverfahren

Von der Graduate School of Excellence advanced Manufacturing Engineering -
GSaME der Universität Stuttgart

zur Erlangung der Würde eines Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.) genehmigte
Abhandlung

Vorgelegt von

Lars Carsten Rockstroh

aus Zwickau

Hauptberichter: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Sven Simon

Mitberichter: o. Univ.-Prof. Dr. rer. nat. Dr. h. c. Rainer Gadow

Tag der mündlichen Prüfung: 23.07.2013

Institut für Parallele und Verteilte Systeme (IPVS) der Universität Stuttgart

2014

Summary

The results of manufacturing processes that are based on particle flows depend on the velocities and distribution of those particles inside the flow. Subjects of this thesis are hardware-efficient algorithms for the real-time image-based measurement of particle velocities. The algorithms are based on Particle Image Velocimetry techniques, which have a high tolerance against various sources of error such as overlaid particle projections and noise. In order to evaluate the accuracy of the measurement algorithms, distinctive particle characteristics and the physical processes during image capturing have been modeled and a software tool for generating particle images was implemented. The generated images serve as a basis for the measurement algorithms to evaluate the results of those algorithms for arbitrary, modeled particle distributions by using virtual measurements.

Within the scope of this thesis, measurement algorithms and a smart camera for determining particle velocities were proposed and combined to an imaging measurement system. A substantial property of this imaging system is the real-time availability of measurement data due to the proposed hardware-efficient measurement algorithms. A demonstrator was successfully implemented and applied to real-time measurements of particle velocities on thermal spray processes.

Kurzdarstellung

Fertigungsprozesse, die auf partikelbeladenen Strömungen wie dem thermokinetischen Beschichten basieren, sind sensitiv hinsichtlich der Geschwindigkeiten und Verteilungen der Partikel in der Strömung. Die Partikelgeschwindigkeiten und Partikelverteilungen beeinflussen insbesondere die Eigenschaften der gefertigten Werkstücke oder Beschichtungen. Gegenstand der vorliegenden Dissertation ist die Untersuchung und Entwicklung effizienter Auswertalgorithmen zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten in Echtzeit. Die Algorithmen basieren auf dem Particle Image Velocimetry-Verfahren, das eine hohe Toleranz gegenüber Störeinflüssen, wie fehlerhafter Partikelabbildungen und Bildrauschen, besitzt. Zur Beurteilung der Messunsicherheit der Auswertalgorithmen wurden typische Partikelcharakteristika sowie die physikalischen Abläufe bei der bildgebenden Messung an partikelbeladenen Strömungen modelliert und ein Software-Werkzeug für das Erzeugen von Bildern mit Partikelabbildungen implementiert. Die erzeugten Bilder dienen als Grundlage für die Auswertalgorithmen, um eine Untersuchung der Messergebnisse dieser Algorithmen für beliebige, modellierte Partikelanordnungen mittels virtueller Messungen zu ermöglichen.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden geeignete Auswertalgorithmen sowie ein intelligentes Kamerasystem zur Bestimmung von Partikelgeschwindigkeiten vorgeschlagen und als Messsystem realisiert. Eine wesentliche Eigenschaft dieses Kamerasystems ist die Extraktion der Messdaten in der Sensorik in Echtzeit auf Basis der vorgeschlagenen Hardware-effizienten Auswertalgorithmen. Ein Demonstrator wurde erfolgreich zur Echtzeit-Messung von Partikelgeschwindigkeiten an thermokinetischen Beschichtungsprozessen eingesetzt.

Inhaltsverzeichnis

Summary	3
Kurzdarstellung	5
1 Einleitung	13
2 Stand der Forschung bildgebender Messverfahren für partikelbeladene Strömungen	23
2.1 Abgrenzung zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten auf Basis von Punktsensoren	23
2.2 Bildgebende Messverfahren	24
2.2.1 Particle Flux Imaging	24
2.2.2 Particle Shape Imaging	25
2.2.3 Classical Particle Image Velocimetry	25
2.2.4 Particle Tracking Velocimetry	27
2.2.5 Continuous Particle Image Velocimetry	27
2.2.6 3D-Verfahren	28
2.3 Echtzeit-Implementierungen auf FPGAs	28
2.4 Klassifikation der Abbildungsdimensionen von Partikelprojektionen .	30
2.4.1 Classical Particle Image Velocimetry	32
2.4.2 Particle Tracking Velocimetry	34
2.4.3 Continuous Particle Image Velocimetry	35
2.4.4 Bewertung hinsichtlich der Eignung für thermokinetische Beschichtungsverfahren	36

3	Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren am Beispiel thermokinetischer Beschichtungsverfahren	39
3.1	Relevante Definitionen innerhalb der Messtechnik	40
3.2	Stand der Forschung	43
3.2.1	Fehlerabschätzung auf Basis von Referenzmessungen	43
3.2.2	Analytische Fehlerabschätzung basierend auf mathematischen Modellen	45
3.2.3	Analytische Fehlerabschätzung auf Basis virtueller Messungen	46
3.3	Fehlerabschätzung auf Basis virtueller Messungen	47
3.3.1	Modellierung thermokinetischer Beschichtungsprozesse	50
3.3.2	Bilderzeugung für virtuelle, bildgebende Messungen	52
3.3.3	Evaluierung des Software-Tools zur Bilderzeugung	64
3.4	Demonstration virtueller Messungen: Einfluss von Rauschfiltern auf die Genauigkeit von Classical Particle Image Velocimetry	66
3.5	Demonstration virtueller Messungen: Messunsicherheit der 2D-Messung von dreidimensionalen Partikeltrajektorien	72
3.6	3D-Continuous Particle Image Velocimetry	78
3.6.1	Continuous 3D Particle Image Velocimetry auf Basis der Modulationstransferfunktion	78
3.6.2	Messergebnisse	79
3.6.3	Bewertung und Eignung des MTF-basierten Verfahrens zur Bestimmung der Z-Komponente	83
4	Classical Particle Image Velocimetry auf Basis einer Continuous Particle Image Velocimetry-Messanordnung	85
4.1	Mathematische Grundlagen des Classical Particle Image Velocimetry-Verfahrens	89
4.1.1	Korrelation	89
4.1.2	Subpixel-Interpolation	92
4.2	Morphologische Bildverarbeitung zur Kombination des Classical-PIV mit dem Continuous-PIV Messverfahren	94
4.2.1	Binarisierung der Bilddaten	94

4.2.2	Morphologischer Ansatz	99
4.3	Kanten- und Feature-Detektion zur Kombination des Classical-PIV mit dem Continuous-PIV Messverfahren	103
4.3.1	Der Harris-Operator	103
4.3.2	Das Features from Accelerated Segment Test-Verfahren	105
4.3.3	Das Laplacian of Gaussian-Verfahren	105
4.3.4	Vergleich der Verfahren zur Kanten- und Feature-Detektion	107
4.4	Weitere klassische Bildverarbeitungsverfahren zur Detektion der Start- und Endpunkte	110
4.4.1	Hough Transformation	110
4.4.2	Canny-Algorithmus	111
4.4.3	Erzeugung dünner Linien aus abgebildeten Partikeltrajektorien	111
4.5	Sobel-Filter-basierte Auswertalgorithmen	112
4.5.1	Der klassische Sobel-Operator	112
4.5.2	Modifizierter Sobel-Operator mit Suppressionsfaktor	114
4.5.3	Auswertalgorithmen zur Bestimmung der Länge und des Durchmessers der Partikeltrajektorien	116
4.5.4	Robuster Auswertalgorithmus zur Bestimmung der Länge und des Durchmessers der Partikelabbildungen	121
4.6	Verifikation der Messergebnisse	129
4.6.1	Multi-scale Verifikation	129
4.6.2	Automatisierte Parameterwahl bei der Sobel-Filterung	131
4.7	Regressionsanalyse	133
4.8	Verifikation der Sobel-Filter-basierten Auswertalgorithmen	136
5	Fermat Number Transform auf Basis des Zweierkomplements	143
5.1	Nomenklatur	144
5.2	Stand der Forschung zur Number Theoretic Transform und Fermat Number Transform	145
5.3	FNT und Korrelation auf Basis von Zweierkomplement-Operationen	149
5.3.1	FNT basierend auf dem Zweierkomplement (TFNT)	149

5.3.2	Korrelation basierend auf der Zweierkomplement Fermat Number Transform	151
5.4	Beschreibung und Nachweis der Korrektheit der TFNT Operationen	152
5.4.1	Konvertierung der Eingabedaten sowie der Einheitswurzeln in die Zweierkomplement-Darstellung	152
5.4.2	Modulo-Operation	153
5.4.3	Zweierkomplement Multiplikation $z = r \cdot t$	155
5.4.4	Additionen und Konvertierung in die Binärzahl-Darstellung .	156
5.5	Analyse der Performanz	157
5.6	Ressourcenbedarf und Performanz	164
6	Algorithmus zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten auf Basis des Connected-Component Labeling	165
6.1	Stand der Forschung zu One-pass Connected-Component Labeling .	167
6.2	Algorithmus zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten mittels Connected-Component Labeling	170
6.2.1	Binarisierung	171
6.2.2	Feature-Erweiterung des CCL Verfahrens zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten	171
6.2.3	Plausibilitätsprüfung von erfassten Objekten hinsichtlich der Auswertbarkeit	177
6.2.4	Berechnung der Partikelgeschwindigkeiten	182
6.3	Verifikation des Messverfahrens am Beispiel thermokinetischer Beschichtungsprozesse	183
6.3.1	Virtuelle Messungen	183
6.3.2	Verifikation des Auswertalgorithmus	186
6.4	Ressourcenbedarf und Performanz	191
6.5	Bewertung des CCL-basierten und des Sobel-Filter-basierten Messverfahrens	193
7	Realisierung eines Demonstrators eines intelligenten Kamerasystems	195
7.1	Konzept des intelligenten Kamerasystems	195
7.1.1	Zielsetzung	196

7.1.2	Hardware-Aufbau der intelligenten Kamera	197
7.1.3	Anforderungen an den Bildsensor	199
7.2	Realisierung des Kamerasystems	201
7.2.1	Die Module des intelligenten Kamerasystems	201
7.2.2	Der Demonstrator	204
8	Zusammenfassung	207
9	Anhang	211
9.1	Bildsensor	211
9.2	FPGA	212
9.3	SDRAM	212
9.4	Bluetooth	213
9.5	Gehäuse	213
10	Literaturverzeichnis	215

1 Einleitung

Die Ziele dieser Arbeit sind die Analyse und die Entwicklung effizienter Algorithmen zur bildgebenden Echtzeit-Messung von Partikelgeschwindigkeiten an partikelbeladenen Strömungen. Auf Basis der entwickelten Auswertalgorithmen soll ein effizientes, bildgebendes Messsystem zur Echtzeit-Erfassung von Partikelgeschwindigkeiten an partikelbeladenen Strömungen realisiert werden. In diesem Kapitel wird die Arbeit aus unterschiedlichen Sichtweisen motiviert und die Gliederung der Arbeit dargestellt.

Motivation aus betriebswirtschaftlicher Sicht

Produzierende, im globalen Wettbewerb stehende Unternehmen sehen sich einem wachsenden Kostendruck auf den Märkten ausgesetzt. Neben einer hohen Fertigungsqualität zählen demnach auch Nachhaltigkeit, Flexibilität sowie kurze Produktionszeiten zu wichtigen Merkmalen der Fertigungsprozesse eines Unternehmens.

Nachhaltige, flexible Fertigungsprozesse zeichnen sich zum einen durch einen sparsamen Umgang mit Ressourcen und kurze Umrüstzeiten aus. Solche Fertigungsprozesse reduzieren die Einflussnahme von steigenden Rohstoff- sowie Energiepreisen auf das Unternehmen und bilden die Basis ganzheitlicher Produktionssysteme. Zeitaufwendige Kalibrierungen vor jedem Fertigungsprozess oder ressourcenintensive Probeläufe finden nicht statt. Dennoch ist die Fertigung hochgradig optimiert, um Ausschussraten gering zu halten und so den Ressourcenverbrauch zu minimieren.

Motivation aus Sicht der Prozessüberwachung

Um die Ausschussraten eines Fertigungsprozesses gering zu halten und gleichzeitig die gewünschten Produkteigenschaften und eine hohe Produktqualität zu erzielen, muss eine Vielzahl von Prozessparametern über den gesamten Produktionsvorgang den vorgegebenen Sollwerten entsprechen. Der Produktionsvorgang ist jedoch Störeinflüssen ausgesetzt, die zu Abweichungen der Prozessparameter führen und in der Folge die Produkteigenschaften beeinflussen können. Zu solchen Störungen zählen beispielsweise Veränderungen bei der Spannungsversorgung, dem Rohstoffzufluss, der Rohstoffbeschaffenheit sowie bei der Umgebungstemperatur und dem Luftdruck.

Zur Gewährleistung einer konstanten Produktqualität und eines minimalen Ressourcenverbrauchs werden Regelkreise in Fertigungsprozessen eingesetzt. Diese Regelkreise überwachen die aktuellen Prozessparameter mittels Sensorik und kompensieren Abweichungen der Parameter von den Vorgaben mittels der Steuerung von Stellgliedern [114]. Hierbei erfordert eine Regelung in Echtzeit mit geringer Verzögerung eine Sensorik, welche die Werte der gemessenen Prozessparameter mit geringer Latenz und ebenfalls in Echtzeit bereit stellt.

Motivation aus Sicht der Fertigungstechnik für partikelbeladene Strömungen

Messungen von Prozessparametern sind ein wesentlicher Bestandteil der Erforschung neuer Fertigungsprozesse. Die Messergebnisse tragen zum Prozessverständnis bei, indem die Ergebnisse von Messungen am Prozess mit den Eigenschaften des gefertigten Werkstücks oder der erzeugten Beschichtung korreliert werden.

Eine Interpretation von Messergebnissen ermöglicht eine Bewertung von Prozesszuständen sowie die Detektion von Abweichungen der Prozessparameter von vorgegebenen Sollwerten. Mittels einer Auswertung der Messergebnisse in Regelkreisen können Störeinflüsse automatisiert erkannt und kompensiert werden.

Bei Fertigungsprozessen mit partikelbeladenen Strömungen, wie dem Lackieren und dem thermokinetischen Beschichten, beeinflussen die Geschwindigkeiten und Verteilungen der Partikel in der Strömung wesentlich die Eigenschaften der gefertigten Werkstücke oder Beschichtungen. Folglich sind Messungen dieser Partikelge-

schwindigkeiten und Partikelverteilungen von großer Bedeutung für die Erforschung und Regelung solcher Fertigungsprozesse.

Die Messung an den zeitlich veränderlichen Partikelströmen kann mittels bildgebender Verfahren zeitaufgelöst und ortsaufgelöst durchgeführt werden. Solche bildgebenden Messverfahren basieren auf Bildsensoren mit einer hohen Bildfrequenz und ermöglichen eine Erfassung von bis zu mehreren hundert Partikeln pro Messvorgang.

Motivation aus Sicht der Oberflächentechnik

Thermokinetische Beschichtungsprozesse basieren auf partikelbeladenen Strömungen und dienen der Fertigung von Beschichtungen zur Verbesserung der Oberflächencharakteristika eines Werkstücks, wie beispielsweise der Porosität, der Härte und der Rauheit [6, 33, 67]. Diese Prozesse werden in allen Bereichen des modernen Maschinenbaus, in der Medizintechnik und in der Luftfahrtindustrie eingesetzt [24, 40, 84].

Zur thermokinetischen Beschichtung eines Werkstücks wird ein als Pulver, Draht oder Suspension vorliegender Werkstoff aufgeschmolzen und in Partikelform in einem konischen Heißgasstrahl beschleunigt. Diese partikelbeladene Strömung wird auf das Werkstück gerichtet, so dass die schmelzflüssigen Partikel auf der Werkstückoberfläche auftreffen und einen dichten Überzug aus erstarrtem Material ausbilden [29].

Die Charakteristika der ausgebildeten Schicht hängen neben weiteren Prozessparametern von der **kinetischen Energie** der Partikel sowie dem **Massenstrom an schmelzflüssigen Partikeln** ab. Die kinetische Energie der Partikel, welche unmittelbar aus der **Geschwindigkeit der Partikel** berechnet werden kann, führt zu einer **Impulsübertragung** beim Auftreffen auf das Werkstück sowie zu einer zusätzlichen Erwärmung des Werkstücks aufgrund der Umwandlung von kinetischer in **thermische Energie**. Folglich trägt eine Online-Messung der Partikelgeschwindigkeiten sowie des Massenstroms an schmelzflüssigen Partikeln wesentlich zu einer Beurteilung von Prozesszuständen sowie einer Vorhersage der erzielbaren Oberflächencharakteristika während des laufenden Prozesses bei.

1 Einleitung

In dieser Arbeit werden Auswertelgorithmen für die bildgebende Messung von Partikelgeschwindigkeiten und für die bildgebende Messung des Massenstroms an schmelzflüssigen Partikeln am Beispiel der thermokinetischen Beschichtungsverfahren Elektrisches Drahtspritzen (EDS) sowie Atmosphärisches Plasmaspritzen (APS) untersucht. Typische Partikelgeschwindigkeiten für EDS liegen zwischen 50 und 100 Metern pro Sekunde und die typischen Geschwindigkeiten für APS liegen zwischen 200 und 800 Metern pro Sekunde [24]. Die Bedeutung der gemessenen Prozessgrößen Partikelgeschwindigkeit und Massenstrom für die Qualität der ausgebildeten Beschichtung ist im Folgenden dargestellt:

„Die Haftung der Spritzpartikel auf der Bauteiloberfläche und untereinander ist ein äußerst wichtiges Qualitätsmerkmal für einen durch Thermisches Spritzen hergestellten Schichtverbundwerkstoff. Durch eine mangelhafte Schichthaftung können gewünschte Eigenschaften der Beschichtung nicht vollständig ausgenutzt werden, was eine Minderung der Funktionalität des Bauteils zur Folge hat. Die Schichthaftung kann sich aus verschiedenen Mechanismen wie mechanischer Verklammerung, Adhäsion durch chemische und physikalische Adsorption und metallurgische Wechselwirkung zusammensetzen. Als Hauptmechanismus der Schichthaftung wird hierbei die mechanische Verklammerung gesehen. Sie wird durch eine Aktivierung der Bauteiloberfläche vor dem Beschichten erreicht. Unter Aktivierung wird hierbei die Reinigung und die gezielte Einstellung der Rauheit bzw. der Struktur der Oberfläche verstanden. Schmelzflüssige Partikel können auf Grund ihrer hohen **kinetischen Energie** und geringen Viskosität so in Unebenheiten und Hinterschnitte auf der Bauteiloberfläche vordringen, dort abkühlen und formschlüssig mit dem Bauteil verklammern. Dieser Vorgang wird von den Prozessparametern, dem Zustand der Oberfläche und den Materialeigenschaften beeinflusst. [...] Die **kinetische** und thermische **Energie** der Spritzpartikel ist entscheidend für die Partikelform nach dem Ende des Ausbreitungsvorganges. Höhere Temperaturen und **höhere Geschwindigkeiten** führen im Allgemeinen zu flacheren und weiter ausgebreiteten Splats.“ (Zitiert aus [107], Seite 27 und Seite 36).

Dies gilt insbesondere für Beschichtungen auf Metalloberflächen. Bei Beschichtungen von Glas und Glaskeramiken dominieren chemische Wechselwirkungen zwischen Schichtauftrag und Substrat die Qualität der Haftung [50].

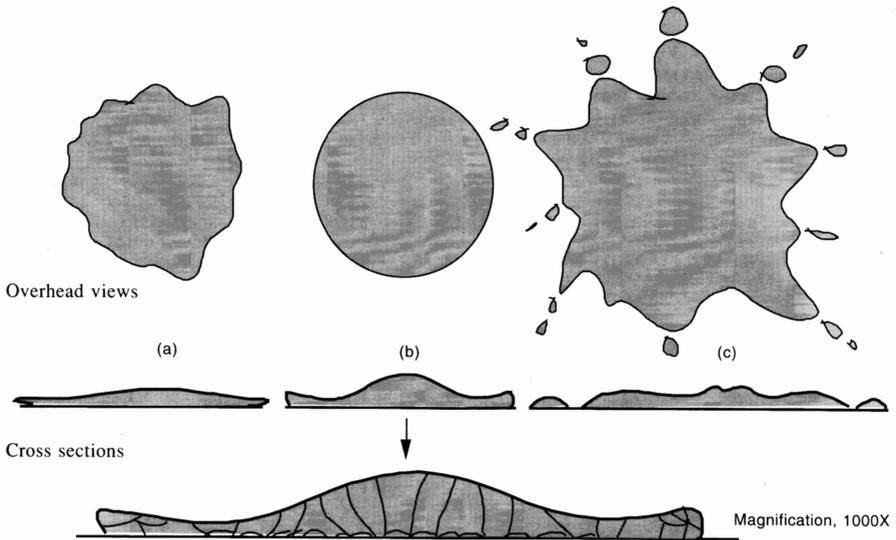


Abbildung 1.1: Verschiedene Splatmorphologien [24].

Abbildung 1.1 zeigt verschiedene Morphologien des Splats (aufgeschmolzenes Partikel) nach dem Ende des Ausbreitungsvorganges in Abhängigkeit vom thermischen und **kinetischen Energieeintrag**: In Unterabbildung a) wurde das Partikel nicht vollständig aufgeschmolzen oder es erstarrt vor der vollständigen Ausbreitung aufgrund einer zu geringen thermischen oder kinetischen Energie. An den Randbereichen hebt sich der Splat vom Substrat ab, was zu einer reduzierten mechanischen Verklammerung führt.

Unterabbildung b) zeigt einen vollständig aufgeschmolzenen Partikel mit einer im Allgemeinen als ideal betrachteten Splatmorphologie. Die in Unterabbildung c) dargestellte Morphologie wird häufig von einer zu hohen thermischen oder **kinetischen Energie** des auftreffenden Partikels verursacht. Dieser Fall wird als nicht ideal für eine optimale Schichtausbildung betrachtet.

Neben der mechanischen Verklammerung beeinflussen die in den Verbundschichtwerkstoffen auftretenden mechanischen Eigenspannungen die Qualität einer Beschichtung [15]:

1 Einleitung

„Eigenspannungen sind mechanische Spannungen, die ohne Einwirkung äußerer Kräfte und Momente in einem temperaturgradientenfreien Körper herrschen. Daraus folgt, dass sich die aus den Eigenspannungen resultierenden Kräfte und Momente im mechanischen Gleichgewicht befinden. Eigenspannungen in einem Verbundwerkstoff sind immer das Resultat inhomogen verteilter elastischer und elastisch-plastischer Verformungen. Diese Verformungen können durch chemische, mechanische oder thermische Fertigungsverfahren entstehen. Beispiele hierzu wären Bearbeitungseigenspannungen, Schweißseigenspannungen oder Umformseigenspannungen. Eigenspannungen haben nicht nur auf die Werkstoffeigenschaften und das Bauteilverhalten einen maßgeblichen Einfluss, sondern auch auf die Lebensdauer eines Bauteils. Insbesondere eine Überlagerung von Eigenspannungen und Lastspannungen im Betrieb kann zum Versagen einer Komponente bzw. zu einer beschleunigten Materialermüdung führen. Gezielte Überlagerung von Eigenspannungen und Lastspannungen kann jedoch auch zu einer erhöhten Belastbarkeit eines Bauteils führen. [...] Auch bei der Herstellung thermisch gespritzter Schichten entstehen Eigenspannungen.“ (zitiert aus [107], Seite 38).

Zu den wesentlichen Ursachen für die Entstehung von Eigenspannungen bei thermokinetischen Beschichtungsverfahren zählen unter anderem der Temperaturgradient während des Schichtbildungsprozesses und während der anschließenden Abkühlphase sowie die Einbringung von mechanischen Spannungen **durch Impulsübertragung**. Die Impulsübertragung führt insbesondere zu kinetisch induzierten Druckspannungen in Folge der Verdichtung der **schnellen Partikel** auf der Oberfläche [50].

Die lokalen Temperaturgradienten, welche zu Eigenspannungen im Verbundschichtwerkstoff führen, werden insbesondere vom Energieeintrag der schmelzflüssigen Partikel sowie des Heißgases hervorgerufen:

„Durch den kontinuierlichen Strom aus schmelzflüssigen Partikeln und Heißgas wird während des Beschichtungsvorgangs kontinuierlich Wärme auf das Substrat übertragen. Der Haupteintrag stammt dabei aus der frei werdenden latenten Wärme der erstarrenden Partikel sowie der nachfolgenden Abkühlung der erstarrten Partikel auf Umgebungstemperatur. Die Höhe dieser beiden Beiträge ist direkt proportional zur Auftragsleistung (**Massenstrom an schmelzflüssigen Parti-**

keln). Weitere Beiträge stammen aus der heißen Gasströmung. Hierbei sind sowohl die Beiträge aus der Konvektion des heißen Gases an der Substrat- bzw. Schichtoberfläche sowie der Wärmeübergang durch Strahlung maßgeblich. Einen weiteren Beitrag liefert die in Wärme **umgewandelte kinetische Energie** der auftreffenden Partikel." (zitiert aus [50], Seite 123).

Motivation aus Sicht der Informatik

Bildgebende Messverfahren mit hoher Bildfrequenz, die zur Messung von Prozessparametern an partikelbeladenen Strömungen eingesetzt werden, erzeugen große Datenmengen. Weiterhin ist für eine Online-Prozessbeobachtung auf Basis dieser Messungen sowie für eine Regelung von Fertigungsprozessen mit geringer Verzögerung die Verarbeitung und Auswertung der aufgenommenen Bilddaten in Echtzeit mit geringer Latenz erforderlich. Folglich müssen für diese Art von bildgebenden Messungen große Datenmengen in kurzer Zeit verarbeitet werden.

Durch den Einsatz effizienter Auswertelgorithmen und rekonfigurierbarer Logik, ist die Verarbeitung großer Datenmengen in kurzer Zeit möglich. Die Entwicklung und Analyse effizienter Algorithmen für die Messung an partikelbeladenen Strömungen ist ein Gegenstand dieser Arbeit und wird in den Kapiteln 4 bis 6 behandelt. Mittels elektronischer Chips mit rekonfigurierbarer Logik werden diese Algorithmen als Hardware realisiert. Hierbei wird, im Gegensatz zu einer Software-Implementierung für eine bestehende Hardwarearchitektur, eine individuelle Hardware entwickelt, deren Funktionalität ausschließlich in der hochperformanten Ausführung der Auswerte-Algorithmen besteht. Eine Software-Implementierung ist demnach nicht erforderlich, da die gewünschte Funktionalität bereits von der Hardware realisiert wird.

Vorteile rekonfigurierbarer Logik: Prozessoren typischer Computersysteme bestehen aus festverdrahteter Logik und sind in funktionale Blöcke wie Addierer und Multiplizierer strukturiert. Auf solchen Prozessoren werden Softwareprogramme ausgeführt, die Instruktionen für Funktionsblöcke der CPU enthalten. Die Effizienz und Geschwindigkeit einer Programmausführung hängt wesentlich von der Auslastung dieser funktionalen Blöcke ab. Ungenutzte Funktionsblöcke können nicht durch benötigte Funktionen ersetzt werden.

Im Gegensatz zu Prozessoren werden mittels rekonfigurierbarer Logik ausschließlich solche Funktionsblöcke generiert, die zur Ausführung des Algorithmus erforderlich sind. Aufgrund dieser Anpassung der Hardware an die Algorithmen arbeiten Realisierungen von Algorithmen auf Basis rekonfigurierbarer Logik sehr energieeffizient und benötigen in vielen Fällen lediglich einen Bruchteil der elektrischen Leistung eines Computersystems, eines digitalen Signalprozessors oder einer Gra-

fikkarte mit vergleichbarer Rechenperformanz [34, 39].

Elektronische Chips mit rekonfigurierbarer Logik, wie beispielsweise Field Programmable Gate Arrays, sind mit wenigen Zentimetern Durchmesser sehr kompakt und können platzsparend in ein Kameragehäuse integriert und direkt mit einem Bildsensor verbunden werden. Auf diese Weise erfolgt eine Verarbeitung der Bild-daten unmittelbar nach der Bildaufnahme ohne eine vorherige, kabelgebundene Übertragung der Daten, was eine Realisierung besonders schneller, bildgebender Messsensorik ermöglicht.

Gliederung der Arbeit

Diese Arbeit ist wie folgt gegliedert: In Kapitel 2 wird der Stand der Forschung bildgebender Verfahren zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten dargestellt. Die Messverfahren werden hinsichtlich der Robustheit der Auswertalgorithmen gegenüber Störeinflüssen sowie hinsichtlich der Komplexität des Messaufbaus bewertet. Bei dieser Bewertung schneidet das Continuous Particle Image Velocimetry-Verfahren (Continuous-PIV) aufgrund der geringen Komplexität des Messaufbaus sehr gut ab, weshalb dieses Messverfahren als Ausgangsbasis für die Entwicklung von Echtzeit-Messalgorithmen dient. Ein weiteres Verfahren zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten ist das Classical Particle Image Velocimetry-Verfahren (Classical-PIV), welches auf sehr robusten Auswertalgorithmen basiert. Daher werden diese Auswertalgorithmen ebenfalls hinsichtlich ihrer Eignung zur Realisierung eines Echtzeit-Messsystems untersucht.

Die Analyse der Messunsicherheit der Messalgorithmen basiert auf virtuellen Messungen. Zur Durchführung der Analyse wurde ein Software-Tool implementiert, welches zur Verifikation der in den Kapiteln 4 und 6 beschriebenen Messverfahren dient. Das Konzept virtueller Messungen für die bildgebende Messung an partikel-beladenen Strömungen sowie das implementierte Software-Tool werden in Kapitel 3 dargestellt.

1 Einleitung

In Kapitel 4 wird ein Messverfahren vorgestellt, welches auf dem Messaufbau des Continuous-PIV-Verfahrens und auf den Auswertelgorithmen des Classical-PIV-Verfahrens basiert. Hierzu werden die mit einem Messaufbau des Continuous-PIV-Verfahrens erzeugten Bildaufnahmen mit Sobel-Filter-basierten Algorithmen [63] modifiziert und anschließend von den Classical-PIV-Auswertelgorithmen verarbeitet. Auf diese Weise werden die Vorteile beider PIV-Verfahren, ein Messaufbau mit geringer Komplexität sowie Auswertelgorithmen mit hoher Robustheit, in einem Verfahren kombiniert.

Die Korrelation von Bilddaten ist ein rechenaufwendiger Bestandteil der Classical-PIV-Auswertelgorithmen sowie des in Kapitel 4 vorgestellten Sobel-Filter-basierten Verfahrens. Bei vielen dieser Classical-PIV-Anwendungsfälle erreichen Algorithmen zur Berechnung der Korrelationen auf Basis der Fermat Number Transform (FNT) [10] eine höhere Performanz als Algorithmen auf Basis der Fast Fourier Radix-4 Transform (FFT) [18]. In Kapitel 5 wird die FNT beschrieben und eine neue Variante der FNT, die TFNT, vorgestellt. Die Zeitkomplexitäten der TFNT, eines typischen FNT-Ansatzes sowie der Radix-4 FFT werden miteinander verglichen und es wird eine Classical-PIV-Implementierung auf Basis der TFNT verifiziert.

In Kapitel 6 wird ein Streaming-basiertes Verfahren zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten vorgestellt, welches die Bilddaten einmalig zeilenweise einliest und sofort verarbeitet. Aufgrund der einmaligen Abarbeitung der Bilddaten ist kein Zwischenspeicher zum Vorhalten der Bilddaten erforderlich und das Verfahren kann auf einer Hardwareplattform mit einer Speicherkapazität von wenigen Kilobyte implementiert werden.

In Kapitel 7 werden das Sobel-Filter-basierte Verfahren aus den Kapiteln 4 und 5 sowie das Streaming-basierte Verfahren aus Kapitel 6 hinsichtlich der Messgenauigkeit, der Performanz sowie dem Ressourcenaufwand bewertet. Auf Basis der Bewertungsergebnisse wird das Streaming-basierte Verfahren für die Realisierung eines intelligenten Kamerasystems zur Erfassung von Partikelgeschwindigkeiten ausgewählt. Das Kamerasystem besteht aus einem Bildsensor und einem Field Programmable Gate Array mit den implementierten Auswertelgorithmen. Abschließend wird das als Demonstrator realisierte Kamerasystem an thermokinetischen Beschichtungsprozessen verifiziert.

2 Stand der Forschung bildgebender Messverfahren für partikelbeladene Strömungen

In diesem Kapitel wird der Stand der Forschung bildgebender Verfahren bezüglich der örtlich und zeitlich aufgelösten Messung der Partikelverteilungen und -geschwindigkeiten an partikelbeladenen Strömungen aufgezeigt. Der erste Abschnitt vergleicht bildgebende Messungen mit Messungen auf Basis von Punktsensoren und nennt Vorteile der bildgebenden Messtechnik. Der zweite Abschnitt widmet sich der Beschreibung der bildgebenden Verfahren zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten. Bereits realisierte Echtzeit-Implementierungen genannter Messverfahren werden in Abschnitt 3 aufgeführt. Eine Einordnung und Bewertung der bildgebenden Messverfahren zur Auswahl eines Verfahrens mit kostengünstigem Messaufbau und hoher örtlicher Auflösung erfolgt in Abschnitt 4. Das Ergebnis dieses Auswahlprozesses ist das sogenannte Continuous Particle Image Velocimetry Verfahren, für welches noch keine Echtzeitimplementierung mit hoher Messfrequenz zur zeitaufgelösten Messung der Partikelgeschwindigkeiten realisiert wurde.

2.1 Abgrenzung zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten auf Basis von Punktsensoren

Messverfahren auf Basis von Punktsensoren [108, 109, 3] erreichen Messfrequenzen von bis zu mehreren tausend Hertz mit hoher Genauigkeit und sind folglich

für Online-Beobachtungen und zeitaufgelöste Messungen geeignet. Die lateralen Ausdehnungen der Messvolumen betragen jedoch nur wenige Millimeter [65, 25], so dass für jeden Messvorgang lediglich einzelne oder genau ein einziger Partikel erfasst werden.

Der Durchmesser der Sprühflamme thermokinetischer Beschichtungsprozesse beträgt bis zu mehreren Zentimetern. Eine Erfassung der Verteilung der Partikelgeschwindigkeiten innerhalb solcher Volumen ist mit Messverfahren auf Basis von Punktsensoren nicht mittels einer einzelnen Messung möglich. Vielmehr muss der Messaufbau sukzessive verfahren werden, um den Fertigungsprozess an mehreren Orten, dann jedoch zu verschiedenen Zeitpunkten, zu charakterisieren. Eine örtlich als auch zeitlich aufgelöste Messung der Verteilung der Partikelgeschwindigkeiten zur Beobachtung dynamischer Vorgänge ist auf diese Weise nicht möglich.

Die orts aufgelöste Erfassung eines Volumens mit Ausdehnungen im Bereich mehrerer Zentimeter ermöglicht die Messung der Verteilung der Partikelgeschwindigkeiten und kann effizient mittels Bildsensoren erfolgen. Ein aufgeweiteter Laserstrahl beleuchtet den Partikelstrom flächig und parallel zur Bildebene der Kamera beziehungsweise des Bildsensors, so dass Partikel, die das vom Laser ausgeleuchtete Messvolumen durchfliegen, Licht in die Richtung des Bildsensors reflektieren. Das auf den Bildsensor reflektierte Licht der Partikel ermöglicht diverse Analysen auf Basis unterschiedlichster Auswerteverfahren. Alternativ können auch die Schattenbilder der Partikel erfasst, oder, im Falle thermokinetischer Beschichtungsverfahren, das aufgrund von Aufschmelzung von den Partikeln selbst emittierte Licht genutzt werden.

2.2 Bildgebende Messverfahren

Im Folgenden werden bildgebende Messverfahren zur Erfassung der Verteilungen sowie Geschwindigkeiten von Partikelströmen aufgeführt:

2.2.1 Particle Flux Imaging

Das oftmals beim thermokinetischen Beschichten eingesetzte Particle Flux Imaging Verfahren erfasst die Form des gesamten Partikelstrahls mit einer einzigen

Bildaufnahme. Dies setzt eine ausreichende Helligkeit selbststrahlender Partikel voraus. Die Partikelgeschwindigkeiten kann das Verfahren nicht bestimmen, da bei einer Abbildung des gesamten Partikelstrahls auf dem Bildsensor die Auflösung des Bildsensors für eine Detektion einzelner Partikel oder Gruppen von Partikeln nicht ausreicht [55].

2.2.2 Particle Shape Imaging

Verfahren auf Basis von Schattenbildern, wie das Particle Shape Imaging, beruhen auf der Detektion von Partikeln anhand von Größe und Form [132, 131]. Werden Partikel mit einer Größe von beispielsweise $8 \mu\text{m}$ und einer Größe der Partikelabbildungen auf dem Bildsensor von mindestens 15 Pixeln für eine hinreichende Unterscheidung der Partikelform zugrunde gelegt, so bildet ein 3-Megapixel-Bildsensor (1700^2 Pixel) lediglich eine Fläche von $0,8 \text{ mm}^2$ ab. Zur Bestimmung von Geschwindigkeitsvektorfeldern sowie zur Erfassung der Partikelverteilung sind jedoch deutlich größere Messvolumen mit lateralen Ausdehnungen von mehreren Zentimetern erforderlich.

2.2.3 Classical Particle Image Velocimetry

Eine etablierte Technik zur Bestimmung von Partikelgeschwindigkeiten ist das Classical Particle-Image-Velocimetry-Verfahren (Classical-PIV), das aus der Verschiebung der Teilchenabbildungen aus unterschiedlichen Bildern ein Geschwindigkeitsvektorfeld extrahiert. Hierzu werden zwei nacheinander aufgenommene Bilder in Teilbilder, sog. Interrogation Windows, gleicher Größe zerlegt und anschließend miteinander kreuzkorreliert. Der Algorithmus liefert einen Verschiebungsvektor für jedes Interrogation Window. Aus dem Verschiebungsvektor und der Zeit zwischen beiden Aufnahmen kann dann die mittlere Geschwindigkeit im Gebiet eines einzelnen Interrogation Window für die Partikel bestimmt werden [86, 119, 7].

Abbildung 2.1 illustriert das Messprinzip von Classical-PIV auf Basis von zwei Bildaufnahmen, die zu den Zeitpunkten t und $t + \delta t$ aufgenommen wurden. Beide Aufnahmen enthalten punktartige Projektionen derselben Partikel, wobei die Partikel im zweiten Bild aufgrund der Partikelgeschwindigkeiten sowie der Zeitdiffe-

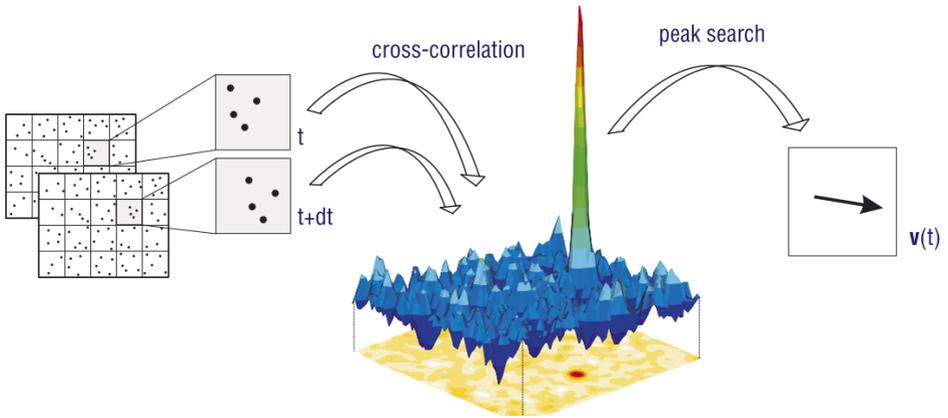


Abbildung 2.1: Messprinzip des Classical Particle Image Velocimetry Verfahrens auf Basis von 2 Bildern [54].

renz δt lateral verschoben abgebildet werden [38]. Zur Bestimmung dieser lateralen Verschiebung werden beide Aufnahmen in Interrogation Windows gleicher Größe unterteilt und jedes Interrogation Window der ersten Aufnahme mit seinem Pendant der zweiten Aufnahme kreuzkorreliert. Hierbei entspricht die Kreuzkorrelation einem Musterabgleich (engl. pattern matching) und die Position des Maximum im Ergebnis der Kreuzkorrelation in Relation zum Bildmittelpunkt entspricht der lateralen Verschiebung des Musters vom Interrogation Window der ersten Bildaufnahme zum Interrogation Window der zweiten Aufnahme.

Eine Abwandlung des Classical-PIV-Verfahrens basiert auf der Auswertung von Einzelbildern. Hierbei werden die Partikel mittels einer Doppelbelichtung zweimal in dasselbe Bild projiziert. Anschließend wird das Bild autokorreliert und die Auswertung der Ergebnisse der Korrelation findet analog zum Zweibildverfahren statt [115]. Die Doppelbelichtung beim Einzelbildverfahren entspricht dem Aufsummieren beider Bilder des Zweibildverfahrens und folglich kommt es bei sehr hohen Partikeldichten zu Überlagerungen von Partikelprojektionen, welche die Genauigkeit des Messverfahrens beeinflussen können.

2.2.4 Particle Tracking Velocimetry

Das Particle-Tracking-Velocimetry-Verfahren (PTV) detektiert einzelne Partikel einer Bildaufnahme und identifiziert eindeutig die identischen Partikel in aufeinanderfolgenden Bildaufnahmen. Aus der relativen Verschiebung der Partikelabbildungen werden die Geschwindigkeitsvektoren für jedes einzelne Partikel ermittelt. Die Charakteristika der Partikel, wie zum Beispiel die Partikelform und -größe oder der Abstand der zweiten Partikelabbildung zur ersten dienen als Entscheidungskriterium für die Zuordnung von Partikelabbildungen aus unterschiedlichen Bildern zum selben Partikel [115].

Aufgrund der technisch begrenzten Pixelanzahl des Bildsensors werden die Partikel sowie ihr Abstand zueinander mit zunehmender Größe des Messvolumens kleiner auf dem Bildsensor abgebildet. Für kleine Partikelabbildungen mit einem Durchmesser von ein bis zwei Pixel ist jedoch eine Unterscheidung oder Klassifizierung der Partikel hinsichtlich Form und Größe, wie sie beim PTV-Verfahren zur Zuordnung von Partikelabbildungen aus verschiedenen Bildern zum selben Partikel eingesetzt wird, nur schwer möglich.

Zur Begrenzung der Kombinationsmöglichkeiten bei der Zuordnung von Partikelabbildungen aus unterschiedlichen Bildern zum selben Partikel wurde das Particle-Tracking-Velocimetry-Verfahren mit dem Particle-Image-Velocimetry-Verfahren auf Basis der Kreuzkorrelation kombiniert [23, 59, 129]. Die gemittelten Geschwindigkeitsvektoren des Interrogation Window ermöglichen Vorhersagen bezüglich des wahrscheinlichen Aufenthaltsbereichs einzelner Partikel und folglich auch bezüglich der Position von Partikelabbildungen, solange sich die Geschwindigkeiten benachbarter Partikel nicht wesentlich unterscheiden.

2.2.5 Continuous Particle Image Velocimetry

Das Continuous Particle-Image-Velocimetry-Verfahren (Continuous-PIV) erfasst Partikelgeschwindigkeiten auf Basis der als Bewegungsunschärfe in einem einzelnen Bild abgebildeten Wegstrecke der Partikel. Die Geschwindigkeit berechnet sich aus der Länge der Wegstrecke im Bild, der Belichtungszeit sowie dem Abbildungsmaßstab der Optik [9].

2 Stand der Forschung bildgebender Messverfahren für partikelbelad. Strömungen

Die Projektion kann auf einem der folgenden drei Szenarien beruhen:

- Eine kontinuierliche Lichtquelle beleuchtet die Partikel und das von den Partikeln reflektierte Licht wird vom Bildsensor erfasst.
- Die Lichtquelle wird auf den Bildsensor gerichtet und die Schattenbilder der Partikel werden erfasst oder die natürliche Helligkeit der Umgebung reicht aus um die Schattenbilder der Partikel ohne zusätzliche Lichtquelle auf dem Bildsensor zu erfassen.
- Licht-emittierende Partikel, wie sie beim thermokinetischen Beschichten vorkommen, werden aufgrund ihrer Eigenstrahlung ohne zusätzliche Lichtquelle auf dem Bildsensor abgebildet.

Abbildung 2.2 zeigt eine Bildaufnahme eines thermokinetischen Beschichtungsprozesses. Das vom Bildsensor erfasste Licht wurde von den Partikeln selbst emittiert, eine zusätzliche Lichtquelle zur Beleuchtung war nicht erforderlich.

2.2.6 3D-Verfahren

Für Classical-PIV, PTV und Continuous-PIV wurden Algorithmen zur Bestimmung dreidimensionaler Geschwindigkeitsvektorfelder vorgeschlagen [80, 66, 9, 32]. Hierbei werden die Informationen mehrerer in einem bestimmten Winkel zueinander angeordneter Messsysteme mit sich überlappenden Messvolumen miteinander korreliert. Alternativ kommt eine Lichtquelle mit lateral variiertem Intensität, wie beispielsweise ein Laser mit Gauß-Profil, zum Einsatz, so dass Ortsinformationen senkrecht zur Fokusebene der Kamera auf Basis unterschiedlicher Helligkeiten der Partikelprojektionen erfasst werden.

2.3 Echtzeit-Implementierungen auf FPGAs

Bildverarbeitungsalgorithmen zur Merkmalsextraktion physikalischer Größen können zu einer hohen Rechenzeitkomplexität führen, weshalb die Auswertung der

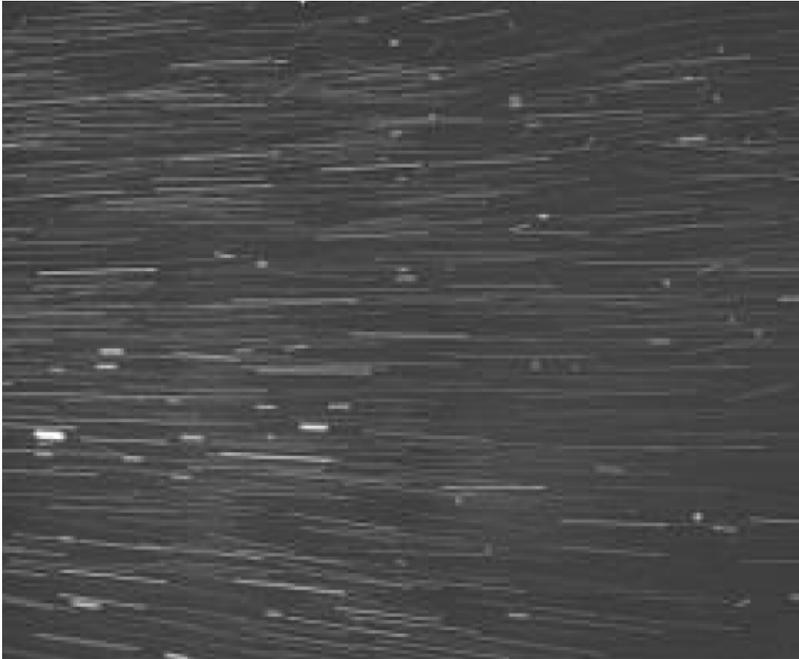


Abbildung 2.2: Bildaufnahme des Continuous-PIV-Verfahrens beim thermokinetischen Beschichten.

Bilddaten üblicherweise auf leistungsstarken PCs oder Industrie-Computern durchgeführt wird. Bei hohen Auflösungen und Bildfrequenzen wird die Real-Time-Kompression der Bilddaten innerhalb einer Smart-Kamera vorgeschlagen. Die reduzierten Datenmengen können mittels CameraLink oder Gigabit-Ethernet auf einen Computer übertragen und anschließend für das Classical Particle-Image-Velocimetry- oder Particle-Tracking-Velocimetry-Verfahren eingesetzt werden [20]. Zur weiteren Leistungssteigerung können Smart-Kameras eingesetzt werden, welche aus den Komponenten einer Digital-Kamera und weiterer Hardware zur Beschleunigung der Bildauswertung bestehen. Hierbei kann zum Beispiel rekonfigurierbare Logik in Form von Field Programmable Gate Arrays (FPGA) zum Einsatz kommen.

Das Classical Particle-Image-Velocimetry-Verfahren wurde in [69] auf FPGAs unter Echtzeitbedingungen implementiert und im Vergleich zu einem Pentium 4 um den Faktor 40 beschleunigt. Nathalie Bochart et al. schlagen eine parametrisierte Architektur auf Basis von FPGAs für den Aufbau eines universell einsetzbaren Messsystems vor [12, 35]. Miriam Lesser et al. nutzen die Echtzeitauswertung auf Basis von FPGAs als Grundlage für einen Regelkreis. Sie erreichen hierbei eine Beschleunigung der Auswertalgorithmen um den Faktor 140 gegenüber der Software-Implementierung [56, 130]. Viele der bisher realisierten FPGA-Implementierungen zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten basieren auf dem Classical Particle-Image-Velocimetry-Verfahren, da dieses Verfahren im Gegensatz zu PTV und Continuous-PIV auf regulären Algorithmen beruht, die besonders für eine Beschleunigung auf Hardware-Architekturen geeignet sind.

Für das Continuous Particle-Image-Velocimetry-Verfahren ist eine existierende Implementierung auf rekonfigurierbarer Logik nicht bekannt. Software-Implementierungen dieses Verfahrens erreichen auf modernen Multicore-CPU's eine Messfrequenz von wenigen Hertz [79], die für eine Online-Beobachtung des Prozesses auf Basis zeitaufgelöster Messungen oder für eine Fertigungsprozessregelung nicht ausreicht.

2.4 Klassifikation der Abbildungsdimensionen von Partikelprojektionen

Die Abmessungen des Messvolumens bildgebender Messverfahren sind vom Abbildungsmaßstab der Optik abhängig. Unter Berücksichtigung heute typischer Bildsensor-Auflösungen von ein bis mehreren Megapixeln sowie der beim thermokinetischen Beschichten typischen Partikeldurchmesser von 1 - 50 μm kann aus den Abmessungen des Messvolumens der Durchmesser der Partikelprojektionen in den Bildern wie folgt klassifiziert werden:

2.4 Klassifikation der Abbildungsdimensionen von Partikelprojektionen

1. Typ: Messvolumen mit einer lateralen Ausdehnung von wenigen Millimetern ermöglichen die Erfassung der Partikel mit einer hohen Auflösung in Pixeln pro Millimeter. Eine Unterscheidung der Partikel ist hinsichtlich Form, Größe sowie des Abstandes der Partikel zueinander möglich. Verfahren mit derartigen Messvolumen sind beispielsweise Particle-Shape-Imaging sowie Particle-Tracking-Velocimetry mit einer Unterscheidung der Partikel auf Basis der Größe oder Form.
2. Typ: Bei der Verwendung von Messvolumen von der Größenordnung des Durchmessers der Sprühflamme wird ein Partikel auf wenige Pixel abgebildet. Folglich können Partikel einzeln detektiert werden und eine Unterscheidung der Partikel ist auf Basis ihres Abstandes zueinander, jedoch nicht auf Basis von Größe oder Form realisierbar. Verfahren mit solchen Messvolumen sind beispielsweise das Particle-Tracking-Velocimetry-Verfahren mit einer Unterscheidung der Partikel auf Basis ihrer Abstände zueinander, das Classical Particle-Image-Velocimetry-Verfahren sowie das Continuous Particle-Image-Velocimetry-Verfahren.
3. Typ: Messvolumen, welche die gesamte Sprühflamme von mehreren Dutzend Zentimetern bis zu über einem Meter umfassen, können nur mit geringer örtlicher Auflösung erfasst werden. Eine Detektion einzelner Partikel ist im Allgemeinen nicht mehr möglich. Ein Verfahren mit einem solchen Messvolumen ist das Particle-Flux- Imaging-Verfahren.

Die Auswahl einer geeigneten Größe eines Messvolumens zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten wird von den folgenden zwei Kriterien mit gegensätzlicher Zielsetzung beeinflusst:

1. Kriterium: Die Messung von Partikelgeschwindigkeiten erfordert es, Partikel zu detektieren und möglichst sicher voneinander zu unterscheiden. Folglich sollte das Messvolumen für eine sichere Unterscheidung der Partikelprojektionen möglichst klein gewählt werden.
2. Kriterium: Die Aussagekraft von Messergebnissen zur Beurteilung von Prozesszuständen hängt von den Abmessungen des Messvolumens ab:

- a) Auf Basis von Messungen in einem großen Messvolumen von mehreren Zentimetern lateraler Ausdehnung, das den Partikelstrom thermokinetischer Beschichtungsprozesse im Durchmesser nahezu vollständig abdeckt, ist eine zuverlässige Prozess-Charakterisierung möglich.
- b) Die Aussagekraft von Messungen in einem Volumen von wenigen Millimetern lateraler Ausdehnung ist auf einen kleinen, vom Messvolumen abgedeckten, Ausschnitt des Partikelstroms begrenzt. Die Messungen erfassen lediglich einen kleinen Bereich des Partikelstroms, so dass eine zuverlässige Charakterisierung des gesamten Prozesses auf Basis der Messergebnisse gegenüber dem Fall (a) erschwert wird.

Aus der Kombination der beiden gelisteten Kriterien folgt, dass Messvolumen vom Typ 2 eine geeignete Wahl für Messungen zur Bestimmung von Prozesszuständen darstellen. Es handelt sich bei diesem Typ um die größtmöglichen Volumina, die eine Detektion der Partikel und eine Unterscheidung der Partikel (auf Basis ihres Abstandes zueinander) ermöglichen. Messverfahren, die Partikel auf Basis ihres Abstandes zueinander unterscheiden, sind PTV, Classical-PIV sowie Continuous-PIV. Im Folgenden werden die Vor- und Nachteile dieser drei Verfahren diskutiert.

2.4.1 Classical Particle Image Velocimetry

Das Verfahren liefert einen Verschiebungsvektor für jedes Paar von Interrogation Windows. Folglich müssen die Interrogation Windows in Abhängigkeit von den Partikelgeschwindigkeiten sowie des zeitlichen Versatzes zwischen den Bildaufnahmen δt derart dimensioniert werden, so dass sie die örtliche Verschiebung hinreichend vieler Partikel überdecken. Um auch die Verschiebung von Partikeln, die in der Mitte des Interrogation Window der ersten Aufnahme abgebildet wurden, zu erfassen, muss die Größe der Interrogation Windows dem zweifachen der Länge der lateralen Verschiebung dieser Partikel entsprechen.

Die Genauigkeit der Messergebnisse von Classical-PIV ist von der Kontinuität der Partikelgeschwindigkeiten innerhalb eines Interrogation Window während des zeitlichen Versatzes δt abhängig. Hierbei sollten die Geschwindigkeiten aller Partikel innerhalb eines Interrogation Window in Betrag und Richtung näherungsweise

2.4 Klassifikation der Abbildungsdimensionen von Partikelprojektionen

übereinstimmen und es sollten sich Betrag und Richtung der Partikelgeschwindigkeiten innerhalb der Zeit δt nicht oder nur geringfügig verändern. Erhebliche Abweichungen von diesen Kriterien führen dazu, dass der Peak, der die Verschiebung im Ergebnis der Korrelation (siehe Abbildung 2.1) anzeigt, unscharf abgebildet wird und in der Folge die Messunsicherheit des Messverfahrens zunimmt. Vereinzelte Abweichungen haben hingegen keinen wesentlichen Einfluss auf die Messergebnisse.

Classical-PIV kann auf Basis der Doppelbelichtung eines Einzelbildes oder auf Basis der Einzelbelichtung von zwei Bildern durchgeführt werden. Der Vorteil des Zweibildverfahrens ist eine reduzierte Anzahl von Überdeckungen von Partikelprojektionen und in der Folge eine höhere Genauigkeit der Messergebnisse. Eine Problematik bei der Anwendung des Zweibildverfahrens besteht darin, dass bereits Partikelgeschwindigkeiten ab 10 m/s einen zeitlichen Versatz von weniger als einer Millisekunde zwischen den Bildaufnahmen erfordern, was einer effektiven Bildfrequenz von mehr als 1000 Hertz entspricht.

Bei einer in thermokinetischen Beschichtungsprozessen auftretenden Partikelgeschwindigkeit von bis zu 600 Metern pro Sekunde durchquert ein Partikel in lediglich 83 Mikrosekunden ein Messvolumen mit einer lateralen Ausdehnung von 5 Zentimetern. Hierbei erfordert es Classical-PIV jedoch, dass der Partikel zwischen beiden Belichtungsphasen innerhalb des Bereiches von ein bis zwei Interrogation Windows verbleibt (vgl. 2.2). Bei einer Segmentierung der Bilder in 20 mal 20 Interrogation Windows wird die Zeit zwischen beiden Belichtungszeiten folglich auf ein Maximum von 4,2 Mikrosekunden beschränkt, was einer Bildfrequenz von zirka 240000 Hertz entspricht. Für diesen Anwendungszweck kommen spezielle Kamerasysteme zum Einsatz, die zwei Bilder mit sehr kurzem zeitlichen Versatz ab $0,5 \mu s$ erfassen können.

Hinsichtlich des Classical-PIV-Einzelbildverfahrens muss eine Doppelbelichtung mit kurzem zeitlichen Versatz durchgeführt werden, der im oben aufgeführten Beispiel 4,2 Mikrosekunden beträgt. Hierfür werden typischerweise gepulste Belichtungsquellen, wie Laser oder Hochleistungs-LEDs verwendet, so dass die effektive Belichtungszeit nicht von der Verschlusszeit des Kamerasystems sondern von der Pulslänge der Lichtquelle bestimmt wird.

Eine Alternative zur Nutzung gepulster Lichtquellen stellt die Verwendung sogenannter Bildverstärker (engl. image intensifier) dar. Diese Geräte werden in den optischen Strahlengang vor dem Bildsensor eingekoppelt und ermöglichen neben einer Verstärkung des einfallenden Lichtes die Realisierung von Belichtungen mit kurzem zeitlichen Abstand.

Eine doppelt gepulste Lichtquelle kann auch für das Zweibildverfahren eingesetzt werden, beispielsweise zur Ausleuchtung von Partikeln, die selbst kein Licht emittieren. In diesem Fall wird der erste Laser-Puls auf das Ende der Belichtungszeit des ersten Bildes und der zweite Laser-Puls auf den Anfang der Belichtungszeit des zweiten Bildes eingestellt. In beiden Fällen, dem Zweibildverfahren als auch dem Einzelbildverfahren erfordert die Verwendung einer gepulsten Lichtquelle eine Einheit zur Synchronisation zwischen den Belichtungszeiten des Kamerasystems mit der Lichtquelle beziehungsweise dem Bildverstärker.

2.4.2 Particle Tracking Velocimetry

Particle-Tracking-Velocimetry (PTV) basiert wie auch Classical-PIV auf der Doppelbelichtung einer Einzelaufnahme oder der Einzelbelichtung von zwei Aufnahmen. Folglich müssen aufgrund der hohen Partikelgeschwindigkeiten von bis zu mehreren hundert Metern pro Sekunde, die bei thermokinetischen Beschichtungsprozessen auftreten, auch für PTV eine gepulste Lichtquelle sowie eine Einheit zur Synchronisation dieser Lichtquelle mit dem Kamerasystem eingesetzt werden.

Im Gegensatz zu Classical-PIV findet bei PTV eine partikel-individuelle Auswertung der Bildaufnahmen auf Basis des Abstandes der Partikelprojektionen zueinander statt. Eine korrekte Zuordnung von Partikelprojektionen zum selben Partikel erfordert es, dass Projektionen, die vom selben Partikel stammen, im Bild näher beieinander liegen als Projektionen unterschiedlicher Partikel. Ist dies nicht der Fall, so sind fehlerhafte Zuordnungen und in der Folge eine Zunahme der Messunsicherheit möglich.

Das Verfahren ist insbesondere für geringe Partikeldichten geeignet, da die Partikelprojektionen bei Kenntnis der Maximalgeschwindigkeit und bei hinreichend räumlicher Entfernung der Partikel zueinander eindeutig zugeordnet werden können. Bereits bei mittleren Partikeldichten, die bei thermokinetischen Beschichtungs-

verfahren auftreten können, müssten jedoch sehr viele Partikel aufgrund der Nähe zu anderen Partikel für die Auswertung entweder verworfen werden oder es steigt die Wahrscheinlichkeit einer fehlerhaften Zuordnung der Partikel mit der Teilchenzahl an.

2.4.3 Continuous Particle Image Velocimetry

Continuous-PIV misst Geschwindigkeiten Partikel-individuell auf Basis der abgebildeten Trajektorien, welche die Partikel während der Belichtungszeit zurücklegen. In Abhängigkeit von der Partikelgeschwindigkeit, der Belichtungszeit sowie der Partikeldichte kann es zu Überdeckungen der abgebildeten Trajektorien kommen, die eine Partikel-individuelle Messung erschweren.

Eine Reduzierung der Belichtungsdauer führt zu verkürzten Trajektorien und in der Folge zu einer verringerten Wahrscheinlichkeit von Überdeckungen. Bei kurzen Trajektorien nimmt jedoch der Anteil der Messunsicherheit am ermittelten Messergebnis zu, da die Messunsicherheit nicht vom Betrag der Wegstrecke entlang der Trajektorie abhängt sondern einen nahezu konstanten Wert von beispielsweise einem Pixel aufweist.

Die Überlagerungen abgebildeter Trajektorien unterschiedlicher Partikel führen zu inhomogenen, geometrischen Strukturen, die von einer einzelnen Partikeltrajektorie unterschieden werden können. Derartige, inhomogene Strukturen werden gesondert ausgewertet oder verworfen, so dass keine fehlerhaften Beträge in die gemittelte Partikelgeschwindigkeit eingehen.

Das Verfahren basiert auf einer einzelnen Belichtung der Partikel in einem Bild. Zur Beleuchtung kann eine kontinuierliche Lichtquelle eingesetzt werden, im Falle Licht-emittierender Partikel ist keine zusätzliche Beleuchtung erforderlich.

2.4.4 Bewertung hinsichtlich der Eignung für thermokinetische Beschichtungsverfahren

In den vorherigen Unterabschnitten wurde gezeigt, dass die Messverfahren Particle-Tracking-Velocimetry (PTV), Continuous Particle-Image-Velocimetry (Continuous-PIV) sowie Classical Particle-Image-Velocimetry (Classical-PIV) einen akzeptablen Kompromiss zwischen der Ausdehnung des Messvolumens und der Genauigkeit des jeweiligen Messverfahrens darstellen. Für industrielle Anwendungen hängt die Eignung eines Messverfahrens neben der Messgenauigkeit jedoch auch von den Kosten, der Komplexität und der Robustheit des Messaufbaus ab. Im Hinblick auf diese Kriterien werden im Folgenden die drei Messverfahren PTV, Classical-PIV sowie Continuous-PIV bewertet.

Continuous-PIV und PTV bestimmen die Geschwindigkeiten für jedes Partikel individuell während Classical-PIV auf einer Korrelation kleiner Bildausschnitte (Interrogation Windows) beruht. Folglich besitzen, im Gegensatz zu Classical-PIV, die Algorithmen des Continuous-PIV- und des PTV-Verfahrens ein höheres Maß an Irregularität [8] und die Berechnungszeit dieser Verfahren ist auf typischen Rechne-rarchitekturen von der Anzahl der Partikelprojektionen abhängig. Eine Abhängigkeit der Rechenzeit vom Bildinhalt sowie ein hohes Maß an Irregularität erschweren die Realisierung von Echtzeit-Systemen erheblich. Aus diesem Grund existieren, wie in Abschnitt 2.3 aufgeführt, insbesondere für das Continuous-PIV-Verfahren noch keine Echtzeit-Implementierungen mit einer hohen Messfrequenz von mehr als 100 Hz.

Hinsichtlich der Zuverlässigkeit der zugrunde liegenden Auswertelgorithmen sind das Continuous-PIV- sowie das Classical-PIV-Verfahren gegenüber dem PTV-Verfahren aus den folgenden Gründen zu bevorzugen:

- Classical-PIV basiert auf der Auswertung der Ergebnisse einer Korrelation, wobei vereinzelt Störeinflüsse das Ergebnis einer Korrelation nur geringfügig beeinflussen. Die Ergebnisse der Korrelation sind stabil gegenüber Überlagerungen von Partikelprojektionen, die bei Verwendung doppelt belichteter Einzelbilder auftreten können.

2.4 Klassifikation der Abbildungsdimensionen von Partikelprojektionen

- Das PTV-Verfahren ist hinsichtlich der bei vielen thermokinetischen Beschichtungsprozessen vorherrschenden Partikeldichten anfällig für fehlerhafte Zuordnungen der Partikelprojektionen. Ebenso verursachen Überlagerungen von Partikelprojektionen, die bei Verwendung doppelt belichteter Einzelbilder auftreten können, weitere Fehlzusordnungen.
- Beim Continuous-PIV-Verfahren können sich überlagernde Partikelprojektionen aufgrund auffälliger geometrischer Strukturen herausgefiltert werden. Folglich ist das Verfahren bei mittleren und hohen Partikeldichten zuverlässiger als das PTV-Verfahren.

Zur Realisierung eines einfachen, kostengünstigen Messaufbaus soll ein typischer Bildsensor ohne double-exposure-Funktionalität zum Einsatz kommen, so dass ein Einzelbildverfahren angewandt werden muss. In diesem Fall ist jedoch hinsichtlich der Beleuchtung der Partikel für Classical-PIV sowie für PTV zwingend eine doppelt gepulste Lichtquelle sowie eine Einheit zur Synchronisation von Lichtquelle und Kamerasystem erforderlich. Dies ist auch für Licht-emittierende Partikel der Fall. In rauen Prozessumgebungen, wie sie beim thermokinetischen Beschichten vorherrschen, müsste auch für diese Komponenten zusätzlich zum Kamerasystem ein ausreichender Schutz vorgesehen werden.

Im Falle thermokinetischer Beschichtungsprozesse kann beim Continuous-PIV-Verfahren das Licht genutzt werden, welches die Partikel selbst emittieren, so dass keine zusätzliche Lichtquelle erforderlich ist. Folglich entfällt in diesem Fall auch eine Synchronisation zwischen Lichtquelle und Kamerasystem.

Neben den Licht-emittierenden Partikeln treten während thermokinetischer Beschichtungsvorgänge auch Partikel auf, die kein Licht emittieren (dunkle Partikel). Jedoch sind die Licht-emittierenden Partikel primär an der Schichtausbildung beteiligt und beeinflussen das Prozessergebnis maßgeblich, während dunkle Partikel im Wesentlichen zu Materialverlust aufgrund von Overspray beitragen. Hierbei kann die Menge an Overspray bestimmt werden, in dem die mittels Continuous-PIV gemessene Anzahl Licht-emittierender, geschmolzener Partikel vom Rohmaterialverbrauch subtrahiert wird.

2 Stand der Forschung bildgebender Messverfahren für partikelbelad. Strömungen

Aufgrund der niedrigen Kosten, der geringen Komplexität und der hohen Robustheit des Messaufbaus für das Continuous-PIV-Verfahren, welches lediglich aus einem typischen Kamerasystem besteht, wird in vielen Anwendungsfeldern bevorzugt dieses kostengünstigere Messverfahren eingesetzt. Aus diesem Grund ist das Continuous-PIV-Messverfahren Ausgangspunkt für die Entwicklung eines Systems zur Echtzeit-Messung von Partikelgeschwindigkeiten in dieser Arbeit.

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren am Beispiel thermokinetischer Beschichtungsverfahren

Die Messunsicherheit von 2D-PIV-Verfahren wird von den Prozessbedingungen, wie beispielsweise den Verteilungen der Partikelcharakteristika, den Abbildungseigenschaften des Kamerasystems sowie den Auswertalgorithmen bestimmt. In diesem Kapitel wird ein auf virtuellen Messungen basierender Ansatz zur Bestimmung der Messunsicherheit dieser PIV-Verfahren vorgestellt.

Die virtuelle, bildgebende Messung von Partikelgeschwindigkeiten umfasst die Modellierung sowie die Simulation des Kamerasystems, der Partikel sowie des Messprozesses zum Erzeugen von Bildern mit Abbildungen virtueller Partikel. Nach der Simulation des Messprozesses wird die Messabweichung mittels Vergleich der Charakteristika der virtuellen, simulierten Partikel mit den auf Basis der computergenerierten Bilder gemessenen Charakteristika berechnet. Wiederholte Messungen mit identischen Partikelcharakteristika und -Trajektorien bei geänderten Einstellungen des virtuellen Kamerasystems oder des Auswertalgorithmus ermöglichen Schlussfolgerungen hinsichtlich der Gesamtmessabweichung unterschiedlicher Messanordnungen. Der hier diskutierte Ansatz wird in den Kapiteln 4 und 6 zur Verifikation der dort vorgestellten Messverfahren verwendet.

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren

Dieses Kapitel ist wie folgt gegliedert: In Abschnitt 1 wird die Terminologie der Messtechnik aufgeführt und auf PIV-Messungen angewandt. Es folgt eine Beschreibung des Stands der Forschung zu Fehlerabschätzungen bildgebender Verfahren zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten in Abschnitt 2.

In Abschnitt 3 wird die Fehlerabschätzung von 2D-PIV-Verfahren auf Basis von virtuellen Messungen vorgestellt. Dieser Ansatz dient zur Verifikation des Einflusses von Bildrauschen sowie der Auswirkungen von Rauschfiltern auf die Messabweichung von 2D-Classical-PIV-Verfahren in Abschnitt 4. Gegenstand des Abschnitts 5 ist die Untersuchung der Messabweichung, die an thermokinetischen Beschichtungsprozessen aufgrund der Messung von lediglich zwei der drei Vektor-Komponenten der Partikelgeschwindigkeiten mittels 2D-PIV-Verfahren hervorgerufen wird. Abschließend folgt in Abschnitt 6 die Diskussion eines 3D-Continuous-PIV-Verfahrens, welches auf der Auswertung der Schärfentiefe-Informationen des eingesetzten Kamerasystems basiert.

3.1 Relevante Definitionen innerhalb der Messtechnik

PIV-Messgeräte erfassen die von Partikeln abgestrahlten Lichtphotonen oder die von den Partikeln hervorgerufenen Schattenbilder und erzeugen digitale Bilddaten mit Abbildungen dieser Partikel. Anschließend berechnet eine dem Messgerät zugehörige Auswerteeinheit mittels digitaler Signalverarbeitung aus den Bilddaten Partikelgeschwindigkeiten und es folgt die Abspeicherung, Datenübertragung oder Visualisierung der Partikelgeschwindigkeiten. In diesem Abschnitt werden Bezeichnungen, die bei der Beschreibung von Komponenten und Funktionen bildgebender Messungen von Partikelgeschwindigkeiten Verwendung finden, der Terminologie der deutschen Norm der Messtechnik (DIN1319) zugeordnet [27]. Dies ermöglicht eine allgemeingültige Darstellung des Konzepts virtueller Messungen sowie der Fehlerabschätzung auf Basis solcher virtuellen Messungen in den folgenden Abschnitten.

3.1 Relevante Definitionen innerhalb der Messtechnik

Die DIN 1319 definiert ein Messgerät als Gerät, das allein oder in Verbindung mit anderen Einrichtungen für die Messung einer Messgröße vorgesehen ist. Das Messgerät erfasst eine physikalische Größe und liefert als Ausgabe das Messergebnis der Messgröße. Der tatsächliche, wahre Wert der Messgröße ist mittels Messung nicht beliebig genau bestimmbar. Die daraus resultierende Differenz zwischen dem tatsächlichen wahren Wert und dem gemessenen Wert der Messgröße wird als Messabweichung bezeichnet. Tabelle 3.1 listet weitere Begriffe der Messtechnik sowie deren Definitionen auf und ordnet die Bezeichnungen der bildgebenden Messung von Partikelgeschwindigkeiten zu.

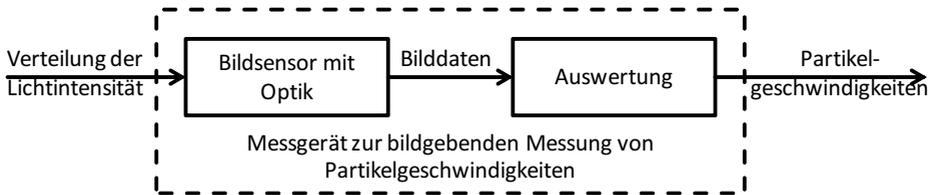


Abbildung 3.1: Elemente eines Messgerätes zur bildgebenden Messung.

Der Aufbau eines 2D-PIV-Messgerätes ist in Abbildung 3.1 dargestellt. Es besteht aus den folgenden zwei Elementen:

1. Optik und Bildsensor zur bildgebenden Erfassung von Partikeln
 - Aufgenommene Messgröße: Verteilung der Lichtintensität.
 - Ausgabe: Bilddaten.
2. Auswerteeinheit mit Auswerteargorithmus zur Berechnung der Partikelgeschwindigkeiten aus den Bilddaten
 - Eingangsgröße: Bilddaten.
 - Ausgabe: Partikelgeschwindigkeiten.

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren

Tabelle 3.1: Terminologie der Messtechnik und Bedeutung bei der bildgebenden Messung von Partikelgeschwindigkeiten [27].

Messtechnik-Begriff	Definition	Zuordnung
Messgröße	Physikalische Größe, der eine Messung gilt. Bei einer direkten Messung wird die die Messgröße vom Messgerät erfasst. Bei einer indirekten Messung wird zunächst eine andere physikalische Größe erfasst und erst im Messgerät in die Messgröße umgewandelt.	Partikelgeschwindigkeiten, indirekte Messung mittels Erfassung von Verteilungen der Lichtintensität.
Messobjekt	Träger der Messgröße.	Partikel.
Messprinzip	Wissenschaftliche Grundlage eines Messverfahrens.	Bildgebend.
Messmethode	Spezielle, vom Messprinzip unabhängige Art des Vorgehens bei der Messung.	Indirekte, digitale Messmethode.
Messverfahren	Praktische Anwendung eines Messprinzips und einer Messmethode.	Classical-PIV, Continuous-PIV.
Messwert/ Messergebnis x_a	Wert einer Messgröße, der von einem Messgerät geliefert wird; aus Messungen gewonnener Schätzwert für den wahren Wert einer Messgröße.	Gemessene Partikelgeschwindigkeiten.
Wahrer Wert x_w	Tatsächlicher Wert einer physikalischen Größe.	Tatsächliche Partikelgeschwindigkeiten.
Messabweichung F	Abweichung eines aus Messungen gewonnen und der Messgröße zugeordneten Wertes vom wahren Wert. Absolute Abweichung: $F = x_a - x_w$. Relative Abweichung: $F = x_a - x_w / x_w$.	
Messunsicherheit u	Kennwert der zusammen mit dem Messergebnis zur Kennzeichnung eines Wertebereiches dient, der den wahren Wert einer Messung enthält (worst-case Messabweichung). Sei u die quantitative Messunsicherheit, so gelte $x_a - u \leq x_w \leq x_a + u$. Die relative Messunsicherheit entspricht der Messunsicherheit bezogen auf den Betrag des Messergebnisses: $\frac{u}{x_a}$.	

3.2 Stand der Forschung

Die Messabweichung eines Verfahrens ist ein wichtiges Kriterium zur Einschätzung der Aussagekraft der Messergebnisse. Bei bildgebenden Messungen von Partikelgeschwindigkeiten hängt die Messabweichung von den Abbildungseigenschaften des Kamerasystems, den Prozessbedingungen, wie beispielsweise der Größe des Messvolumens, sowie der Qualität der Auswertalgorithmen ab. Eine Fehlerabschätzung zur Ermittlung der Messabweichungen kann auf Basis von Referenzmessungen oder analytisch auf Basis mathematischer Modelle erfolgen. In den folgenden Unterabschnitten werden beide Varianten der Fehlerabschätzung bildgebender Messverfahren zur Bestimmung von Partikelgeschwindigkeiten diskutiert.

3.2.1 Fehlerabschätzung auf Basis von Referenzmessungen

Die Fehlerabschätzung für ein Messverfahren kann mittels Vergleich der Messergebnisse mit den Ergebnissen von Messungen eines Referenzmesssystems mit übergeordneter Genauigkeit erfolgen [27, 47], wobei die Genauigkeit der auf diese Weise bestimmten Messabweichung von der Messgenauigkeit des Referenzsystems begrenzt wird. Bevorzugt werden Referenzmessungen mit Verfahren auf Basis anderer Messprinzipien durchgeführt, um auch intrinsische, Messprinzip-bedingte Messabweichungen zu untersuchen.

Bei der Fehlerabschätzung bildgebender Messsysteme sind Referenzmessungen übergeordneter Genauigkeit mittels Verfahren auf Basis von Punktsensoren möglich. Hierzu wird das Messvolumen des bildgebenden Verfahrens in ein Raster unterteilt und für jeden Rasterpunkt eine bildgebende Messung sowie eine Referenzmessung durchgeführt. Anschließend werden für jeden Rasterpunkt die Ergebnisse beider Messsysteme miteinander verglichen, um eine Messabweichung der bildgebenden Messung zu bestimmen.

Eine Fehlerabschätzung bildgebender Messverfahren auf Basis von Referenzmessungen wurde von Kumara durchgeführt [53]. Deen kombinierte Classical-PIV-Messungen mit Messungen auf Basis eines Punktsensors zur Verifikation der Simulation von Mehrphasenströmungen und untersuchte in diesem Zusammenhang auch die Genauigkeit der Classical-PIV-Messungen [26]. Für das thermokinetische

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren

Beschrieben wurde ein bildgebendes Messsystem auf Basis des Continuous-PIV-Verfahrens mittels eines Referenzsystems auf Basis eines Punktsensors validiert [111]. Die Ergebnisse der Referenzmessungen der hier aufgeführten Arbeiten korrelierten mit den Messergebnissen des untersuchten bildgebenden Messsystems. Eine Messabweichung konnte festgestellt werden, jedoch war diese vom eingesetzten Messsystem sowie den Parametern des Prozesses abhängig und die Fehlerquellen der Messabweichung des bildgebenden Systems wurden nicht ausführlich analysiert.

Aufgrund einer natürlichen, zeitlichen Verteilung der Prozessparameter, wie Partikelgeschwindigkeit und Partikelverteilung erfordert eine genaue Bestimmung der Messabweichung die gleichzeitige Durchführung der Referenzmessungen sowie der Messungen des untersuchten Messsystems. Diese gleichzeitige Messung der Prozessparameter mit unterschiedlichen Systemen führt zu einer hohen Komplexität des Messaufbaus und folglich auch zu einem hohen Aufwand zur Bestimmung einer Messabweichung gegenüber Techniken, die eine Fehlerabschätzung ohne Referenzmessungen ermöglichen.

Die mittels Referenzmessung ermittelte Messabweichung eines PIV-Messsystems besitzt lediglich für die während der Ermittlung eingestellten Parameter des Messsystems (Optik, Auswertelgorithmen) Gültigkeit, da eine geänderte Parameterkonfiguration des Messsystems zu einer Veränderung der Messabweichung führen kann. Folglich erfordert eine geänderte Messsystem-Konfiguration, beispielsweise aufgrund von Optimierungen am Kamerasystem, die erneute Durchführung von Referenzmessungen, um die Messabweichung zu ermitteln.

Die Referenzmessungen erfordern einen aktiv betriebenen Fertigungsprozess, der jedoch bei thermokinetischen Beschichtungsprozessen aufgrund der komplexen Vorgänge sowie der komplexen Messanordnung der Referenzmessungen über die Zeitspanne der Referenzmessungen nicht effektiv für die Fertigung genutzt werden kann. Hieraus folgt, dass jede Referenzmessung zur Bestimmung der Messabweichung einen zusätzlichen Ressourcenverbrauch verursacht und folglich die Anzahl der zur Fehlerabschätzung durchgeführten Referenzmessungen mit dem erforderlichen Zeitaufwand und dem Materialverbrauch korreliert.

3.2.2 Analytische Fehlerabschätzung basierend auf mathematischen Modellen

Das Ziel einer Fehlerabschätzung ist die möglichst genaue Bestimmung der Abweichung eines gemessenen Wertes vom wahren Wert der Messgröße. Bei der analytischen Fehlerabschätzung werden die Störeinflüsse mittels mathematischer Modelle beschrieben und auf Basis dieser Modelle eine Messabweichung bestimmt.

Die Genauigkeit bildgebender Messverfahren zur Charakterisierung partikelbeladener Strömungen wurde in [99, 116] analysiert. Ronneberger untersuchte Methoden von Abbildungsfehlern, die durch das Kamerasystem hervorgerufen wurden [96]. Roesgen und andere erarbeiteten Techniken zur Erlangung von Subpixel-Genauigkeit für Classical-PIV [95]. Mit solchen Subpixel-Techniken sind örtliche Auflösungen zur Bestimmung der Partikelpositionen erzielbar, die über dem Auflösungsvermögen des Bildsensors liegen [120].

Abbildungsfehler der Optik wurden von Adrian und Yao [1] sowie Westerwell [117] und Huang [42] untersucht. Die Ermittlung der inversen Abbildungsfunktion sowie deren Anwendung auf die Bildaufnahmen ermöglicht eine Verbesserung der Messgenauigkeit. Diese Vorgehensweise ist jedoch mit einem hohen Aufwand verbunden, da die Abbildungsfunktion für jede Kamerakonfiguration (Blende, Fokussierung) und für jede Objektdistanz zur Fokusebene bestimmt werden muss. Auf eine Rekonstruktion der Abbildungsfunktion und ihrer Inversen wird daher im Allgemeinen verzichtet [75].

Eine Fehlerabschätzung basierend auf mathematischen Modellen in Kombination mit realen Messungen ermöglicht die Bestimmung einer mittleren Messabweichung sowie die Bestimmung der Messunsicherheit. Die absolute Genauigkeit kann auf diese Weise jedoch nicht ermittelt werden, da der wahre Wert einer Messgröße unbekannt ist und folglich ebenfalls die absolute Differenz zwischen dem gemessenen und dem wahren Wert der Messgröße nicht bestimmbar ist. Weiterhin wird eine Abschätzung der Messunsicherheit basierend auf realen Messungen dadurch erschwert, dass bei vielen Fertigungsprozessen, wie dem thermodynamischen Beschichten, eine Wiederholung der Messung unter identischen Prozessbedingungen aufgrund einer zeitlichen statistischen Verteilung der Messobjekt-Charakteristika selbst näherungsweise nicht möglich ist. Ebenso unterliegt das Rauschmuster des Bildsensors einer statistischen Verteilung und variiert mit jeder Bildaufnahme.

Unter gleichen Bedingungen durchgeführte Wiederholungen einer Messung liefern aufgrund der Varianzen des Bildrauschens sowie der Partikelcharakteristika voneinander abweichende Messergebnisse. Folglich kann eine Bewertung einer einzelnen Veränderung am Messsystem, die lediglich eine geringe Änderung der Messabweichung innerhalb des Bereichs dieser Varianzen zur Folge hat, nur auf Basis einer hohen Anzahl von Messungen unter Wiederholbedingungen erfolgen. Aufgrund der variierenden Verteilung der Partikel und der variierenden Messergebnisse, sind bei einer geringen Anzahl an Wiederholungsmessungen, keine Aussagen bezüglich negativer oder positiver Auswirkungen bei einer Veränderung am Messsystem möglich.

3.2.3 Analytische Fehlerabschätzung auf Basis virtueller Messungen

Ein Ansatz der Fehlerabschätzung zur Bestimmung einer absoluten Messabweichung basiert auf der Verwendung computergenerierter Bilder mit virtuellen Partikeln. Bei diesem Ansatz nutzt der Auswertalgorithmus die computergenerierten Bilder als Eingabedaten zur Berechnung der Messergebnisse. Die Messabweichung kann dann als Differenz zwischen dem zur Bilderzeugung verwendeten, wahren Wert der Partikelgeschwindigkeit und dem gemessenen Wert berechnet werden. Für das Classical-PIV-Verfahren wurden solche Bilder im Rahmen der PIV-Challenge erzeugt und als Grundlage zur Bestimmung der Messabweichung verschiedener Auswertalgorithmen verwendet [106]. Dies ermöglichte den Vergleich der Messabweichung verschiedener Auswertalgorithmen auf Basis identischer Bilddaten.

Im nachfolgenden Abschnitt wird die Fehlerabschätzung basierend auf virtuellen Messungen vorgestellt. Im Gegensatz zu dem hier dargestellten Stand der Forschung eignet sich die im Folgenden vorgestellte Variante neben der Analyse von Systemen auf Basis von Classical-PIV auch zur Analyse Continuous-PIV-basierter Messsysteme. Weiterhin wird eine Modellierung von Prozessparametern thermodynamischer Beschichtungsprozesse, wie Partikelverteilung, -dichte und -geschwindigkeit unterstützt. Ebenso können Partikelanordnungen mit geringer Eintrittswahrscheinlichkeit, wie beispielsweise sich in einem bestimmten Winkel kreuzende Partikeltrajek-

torien, modelliert und untersucht sowie eine Fehlerabschätzung von Messungen in solchen Situationen durchgeführt werden.

3.3 Fehlerabschätzung auf Basis virtueller Messungen

Die Messabweichung von 2D-Messverfahren zur Erfassung von Partikelgeschwindigkeiten hängt wesentlich von den folgenden Faktoren ab:

- Vektorkomponente der Partikelgeschwindigkeiten senkrecht zur Fokusebene, die vom Kamerasystem nicht erfasst werden.
- Nicht vollständig korrigierbare Fehler der Optik und des Bildsensors. Hierzu zählen Rauschen des Bildsensors, das begrenzte Auflösungsvermögen und die Abbildungsfehler der Optik sowie das begrenzte Auflösungsvermögen des Bildsensors.
- Sich kreuzende Partikeltrajektorien, die eine Detektion der einzelnen Partikel durch den Auswertalgorithmus erschweren.

Im Folgenden soll die Fehlerabschätzung auf Basis virtueller Messungen [100] erfolgen. Die Fehlerabschätzung umfasst die folgenden Schritte:

1. Virtuelle Messung
 - a) Die virtuelle Messung umfasst die Modellierung des Messprozesses, des Messgerätes sowie der Messobjekte. Die Eigenschaften der Messanordnung sowie die Eigenschaften des Messgerätes und die Charakteristika der Messobjekte sind veränderbare Parameter. Die Werte dieser Parameter basieren auf den Messergebnissen realer Messungen sowie auf den Eigenschaften realer Messgeräte, um eine realitätsbezogene Fehlerabschätzung zu erreichen.
 - b) Simulation des Messprozesses. Als Ergebnis liegen Messergebnisse der virtuellen Messung vor.

2. Vergleich der virtuellen Messergebnisse mit den modellierten Charakteristika der virtuellen Messobjekte zur Bestimmung einer absoluten Messabweichung.

Vorteile virtueller Messungen

- Die Fehlerabschätzung auf Basis virtueller Messungen umfasst den Vergleich vorgegebener Objektcharakteristika mit virtuell gemessenen Objektcharakteristika. Folglich kann mittels einer solchen Fehlerabschätzung die absolute Messabweichung bestimmt werden.
- Virtuelle Messungen können beliebig oft mit identischen als auch mit minimal veränderten Prozessparametern wiederholt werden. Dies ist mittels realer, bildgebender Messungen aufgrund der statistischen Verteilungen der Prozessparameter sowie des Bildrauschens nicht möglich.

Die Wiederholbarkeit virtueller Messungen unter kontrollierten Bedingungen am Computer ermöglicht eine Bewertung einzelner Fehlerquellen sowie von Modifikationen am Messalgorithmus. So kann festgestellt werden, ob eine Modifikation an der Messanordnung oder am Messalgorithmus, die eine Veränderung der Messergebnisse lediglich im Bereich der Messunsicherheit verursacht, eine Verbesserung oder eine Verschlechterung des Verfahrens darstellt. Eine Vielzahl solcher Modifikationen kann dann in der Summe zu einer signifikanten Verbesserung der Messgenauigkeit [28] führen.

- Eine Verifikation neuer Messverfahren, die mehr beziehungsweise andere Objekte detektieren als etablierte Verfahren, ist mittels Batchverarbeitung [64] automatisiert durchführbar.
- Mittels virtueller Messungen können die Auswertalgorithmen in Kombination mit verschiedenen virtuellen Optiken und Bildsensoren am Computer getestet werden, ohne für jede Konfiguration des Messgerätes eine geänderte, reale Messanordnung zu realisieren. Es entfällt der für einen Umbau der Messanordnung erforderliche Zeitaufwand.
- Virtuelle Messungen ermöglichen es, mittels entsprechender Modellierung lediglich solche Zustände eines Fertigungsprozesses, die auch am realen Pro-

3.3 Fehlerabschätzung auf Basis virtueller Messungen

zess auftreten können, in der Fehlerabschätzung zu berücksichtigen. Auf diese Weise ist eine auf den jeweiligen Fertigungsprozess zugeschnittene Fehlerabschätzung des betrachteten Messsystems durchführbar.

- Es können Prozesszustände gezielt modelliert und untersucht werden, die in der Realität nur mit geringer Wahrscheinlichkeit auftreten. Dies ist ein Vorteil gegenüber Fehlerabschätzungen basierend auf Ergebnissen realer Messprozesse, bei denen der Nutzer das Auftreten von Situationen mit geringer Wahrscheinlichkeit abwarten muss.
- Reale Messungen an Fertigungsprozessen zur Charakterisierung des Messprozesses führen zu Materialverbrauch und Abnutzung der Produktionsmittel. Im Gegensatz zu Messungen am realen Fertigungsprozess werden bei virtuellen Messungen die realen Produktionsmittel nicht belegt oder abgenutzt und stehen der Produktion weiter zur Verfügung.

Nachteile virtueller Messungen

- Nach der virtuellen Messung werden die virtuellen Messergebnisse mit den Charakteristika der virtuellen Messobjekte verglichen, um eine absolute Messabweichung für die virtuelle Messung zu bestimmen. Die Genauigkeit [28] einer solchen Fehlerabschätzung hängt von der Korrektheit sowie dem Abstraktionsgrad der zugrundeliegenden mathematischen Modelle ab. Die Aussagekraft dieser Fehlerabschätzung ist hingegen von realistisch gewählten Eingabeparametern abhängig.

Um eine möglichst hohe Aussagekraft der Fehlerabschätzung basierend auf virtuellen Messungen zu erreichen, werden die Eingabeparameter für die virtuelle Messung näherungsweise auf Basis der Messergebnisse realer Messungen bestimmt. In [100] wurde ein virtuelles Tastschnittgerät zur Berechnung der Messunsicherheit vorgestellt. Im Folgenden wird das Konzept virtueller Messungen auf PIV-Messverfahren angewandt. Die virtuell erzeugten Messergebnisse dienen als Datengrundlage für eine Fehlerabschätzung der Messung an thermokinetischen Beschichtungsprozessen und folglich werden für diese Beschichtungsprozesse charakteristische Parameter wie Partikelgeschwindigkeiten und -verteilungen realitätsnah modelliert.

3.3.1 Modellierung thermokinetischer Beschichtungsprozesse

Zur Durchführung einer virtuellen Messung wird die Messanordnung mit dem Messgerät und den Messobjekten in einer virtuellen 3D-Umgebung modelliert. Die Modellierung umfasst das bildgebende Messgerät sowie die virtuellen Partikel mit allen Partikelcharakteristika, welche die Messung der Messgröße beeinflussen können. Neben der zu messenden Geschwindigkeit zählen hierzu auch die Partikelanzahl, -position, -größe und -helligkeit.

Das Ziel der Modellierung ist nicht die Nachbildung eines jeden Partikels, der während einer Referenzmessung erfasst wurde. Vielmehr sollen die während realer Messungen erfassten Durchschnittswerte sowie die statistische Verteilung dieser Werte in der virtuellen Umgebung modelliert werden, um eine realitätsnahe Ausgangssituation für die Ausführung der virtuellen Messung zu erhalten. Diese realitätsnahe Nachbildung ermöglicht es, aus der Fehlerabschätzung der virtuellen Messung auf obere Schranken für die Messabweichung der realen Messung zu schließen.

Im Folgenden werden die wesentlichen Bestandteile der Messanordnung hinsichtlich der Modellierung vorgestellt.

a) Messanordnung

Abbildung 3.2 zeigt eine Messanordnung für thermokinetische Beschichtungsprozesse: Die Sprühflamme bildet eine konische Form ähnlich einem Kegel aus und die Symmetrieachse dieses Kegels liegt auf der x-Achse des Koordinatensystems (vgl. Kapitel 1). Analog dazu entspricht die bevorzugte Flugrichtung der Partikel dem Basisvektor der x-Achse.

PIV-Messungen an thermokinetischen Beschichtungsprozessen erfassen Messvolumen mit einer Fläche von wenigen Quadratzentimetern parallel zur Fokusebene. Die Tiefe des Messvolumens beträgt meist wenige Millimeter, so dass auf den Bildaufnahmen nur wenige Überschneidungen von abgebildeten Partikeln oder Partikeltrajektorien auftreten. Dies wird mittels einer Begrenzung der Schärfentiefe des eingesetzten Kamerasystems erreicht.

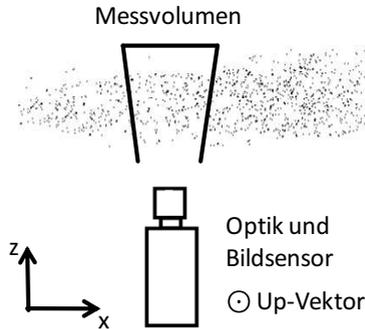


Abbildung 3.2: Messanordnung für eine virtuelle Messung (Draufsicht).

b) Messobjekte (virtuelle Partikel)

Prozessbedingt korreliert bei thermokinetischen Beschichtungsprozessen die Partikelgeschwindigkeit mit der Position des Partikels. So sind Partikel mit überdurchschnittlicher Geschwindigkeit in der Sprühflammenmitte und langsamere Partikel am Rand vorzufinden. Zusätzlich kann eine je nach Typ des Beschichtungsprozesses unterschiedliche Abhängigkeit des Geschwindigkeitsbetrags von der Entfernung des Partikels zum Düsenaustritt vorliegen.

Aufgrund der konischen Form der Sprühflamme ist die Partikelverteilung und Partikeldichte von der Entfernung des Messpunktes zum Düsenaustritt abhängig. Weiterhin führt der Öffnungswinkel der Sprühflamme zu einer Abhängigkeit der Geschwindigkeitsrichtung der Partikel von der Partikelposition.

Alle Partikelcharakteristika unterliegen näherungsweise Normalverteilungen. Eine Ausnahme bildet die x-Koordinate der Partikelpositionen, welche über eine Gleichverteilung approximiert wird, um einen näherungsweise konstanten, von der Zeit unabhängigen Partikelfluss zu modellieren. Dieses vereinfachte Modell entspricht einem Prozess im eingeschwungenen Zustand ohne eine dynamisch auftretende Änderung der abgegebenen Partikelanzahl pro Zeitabschnitt.

c) Messgerät (virtuelles Kamerasystem)

Zur Durchführung einer virtuellen Messung ist die Modellierung der Messobjekte, der Messanordnung sowie des Messgerätes erforderlich. Als Messgerät dient im Falle der hier betrachteten 2D-PIV-Messungen ein virtuelles Kamerasystem, welches Bilder mit Partikelabbildungen erzeugt. Das Messgerät besteht aus einer Optik mit Bildsensor sowie einer nachgeschalteten Auswertung der Bilddaten. Da für virtuelle Messungen derselbe Auswertalgorithmus genutzt wird, der auch bei realen Messungen Verwendung findet, umfasst die Modellierung des Messgerätes lediglich die Bilderzeugung mit der Optik und dem Bildsensor (vgl. Abb. 3.3).

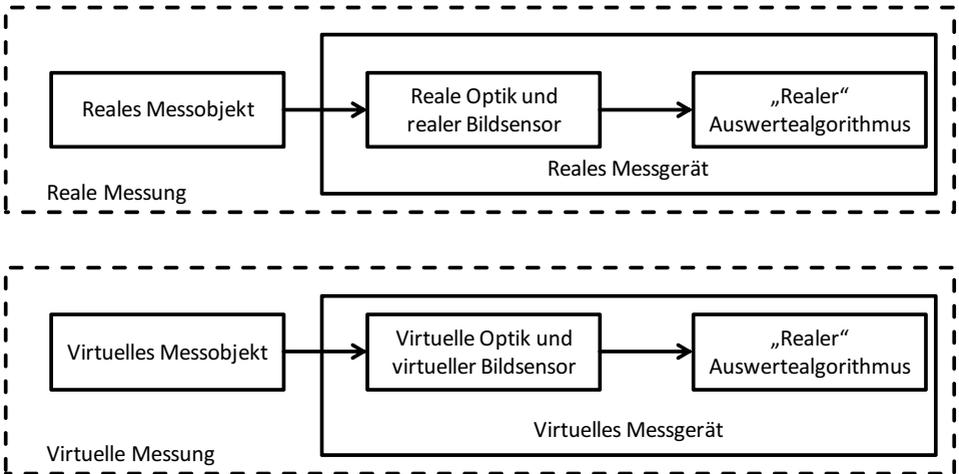


Abbildung 3.3: Gegenüberstellung der realen und virtuellen Messung.

3.3.2 Bilderzeugung für virtuelle, bildgebende Messungen

Zur Bilderzeugung für virtuelle, bildgebende Messungen an partikelbeladenen Strömungen wurde ein Software-Tool implementiert. Tabelle 3.2 zeigt die für die Bilderzeugung erforderlichen Verarbeitungsschritte sowie die zugehörigen, berechneten Datenwerte. Die Schritte IMG und FIN werden einmal pro Simulationdurchlauf und alle anderen Schritte für jeden Partikel individuell ausgeführt.

Tabelle 3.2: Verarbeitungsschritte zur Bilderzeugung für virtuelle Messungen.

Schritt	Verarbeitete Datenwerte
X-P	X-Koordinate des Partikels, Gleichverteilung (vgl. Kap 3.3.1).
Y-P	Y-Koordinate des Partikels, Normalverteilung.
Z-P	Z-Koordinate des Partikels, Normalverteilung.
L-V	Betrag der Partikelgeschwindigkeit, Normalverteilung.
D-V	Richtung der Partikelgeschwindigkeit, Partikelgröße und Partikelhelligkeit, Normalverteilungen.
PSF	Point Spread Function (PSF), in Abhängigkeit der Entfernung des Partikels zur Fokusebene.
SEG	Erzeugung eines Bildsegments, welches die Partikelabbildung mit Bewegungsunschärfe, jedoch ohne PSF, enthält. Die Länge der Bewegungsunschärfe ist abhängig von der Belichtungszeit des Bildsensors.
CON	Faltung des Bildsegments (SEG) mit der zugehörigen PSF.
IMG	Bildrauschen sowie weitere Fehlerquellen des Bildsensors und der abbildenden Optik.
FIN	Kombination aller Bildsegmente (CON) und Anwendung der Fehlerquellen IMG.

Abbildung 3.4 zeigt die Datenabhängigkeiten der in Tabelle 3.2 aufgeführten Verarbeitungsschritte. Die Verarbeitungsschritte werden von Knoten repräsentiert und die Datenabhängigkeit eines Knotens "k" von Knoten "l" wird mittels einer gerichteten Kante von "l" nach "k" dargestellt. Beispielsweise ist die Richtung der Partikelgeschwindigkeit (Knoten D-V) von der Position des Partikels (Knoten X-P, Y-P und Z-P) abhängig um eine Modellierung der konischen Form der Sprühflamme zu ermöglichen (vgl. Kapitel 1).

Eine erste Implementierung des Software-Tools wurde mit einer OpenGL-Grafikbibliothek [78] realisiert, welche die Funktionalität der Aufnahme von Bildern virtueller 3D-Umgebungen explizit vorsieht. Das implementierte Werkzeug akzeptiert Parameter zur Beschreibung der virtuellen 3D-Umgebung, welche die Düse, optionale Beleuchtungsquellen, die Partikel sowie das Kamerasystem enthält. Die Düse erzeugt virtuelle Partikel mit individueller Größe und Geschwindigkeit entsprechend Nutzer-konfigurierter statistischer Verteilungen.

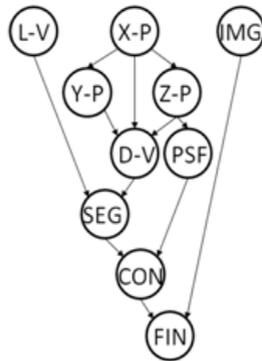


Abbildung 3.4: Datenabhängigkeitsgraph der Verarbeitungsschritte aus Tabelle 3.2.

Weiterhin besteht die Möglichkeit, mittels vom Nutzer erstellter Funktionen externe Einflüsse auf die Partikel, wie beispielsweise Gravitation, Umgebungstemperatur und Umgebungsdruck zu modellieren. Nach einer ersten Implementierung wurde eine Portierung zu Matlab vorgenommen, um die Wartbarkeit sowie Erweiterungen des Funktionsumfangs zu vereinfachen.

Im Folgenden werden die dem Software-Tool zugrunde liegenden, physikalischen Vorgänge und Eigenschaften bei der Erzeugung von Bildaufnahmen beschrieben, welche sich wesentlich auf die Abbildungscharakteristika von Kamerasystemen für PIV-Messungen auswirken.

Auflösung des Bildsensors

Die Bildauflösung des Bildsensors wird in Pixeln angegeben. Die Anzahl der Pixel entspricht der Anzahl der photosensitiven Sensorelemente auf dem Bildsensor. Mittels Anlegen eines zweidimensionalen Arrays von Elementen im Computerspeicher wird die Größe der computergenerierten Bilder festgelegt.

Abbildungsmaßstab

Der Abbildungsmaßstab des Kamerasystems wird von der Brennweite der abbildenden Optik sowie der Größe und Anzahl der Pixel auf dem Bildsensor bestimmt. Bei erzeugten Bildern erfolgt die Realisierung des Abbildungsmaßstabes mittels Skalierung der digitalen Bilddaten.

Bildkontrast

Der Kontrast K eines Bildes kann mittels der Michelson Gleichung bestimmt werden:

$$K = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}}. \quad (3.1)$$

I_{max} : Helligkeit des abgebildeten Partikels.

I_{min} : Helligkeit des Bildhintergrundes.

Die Helligkeiten hängen von den Partikelcharakteristika, dem Streulicht der Umgebung während der Bildaufnahme sowie den Parametern des Kamerasystems ab:

Hinsichtlich der Parameter des Kamerasystems beeinflussen die Lichtempfindlichkeit des Bildsensors, die von den Linsen der Optik hervorgerufene Abdunklung sowie die Blendeneinstellung die Helligkeit der Partikelabbildung und des Bildhintergrundes.

Zu den Partikelcharakteristika mit Einfluss auf die Partikelhelligkeit im Bild zählen die Partikelgröße, die chemische Zusammensetzung der Partikel sowie die Partikeltemperatur. Für die virtuelle Messung werden alle die Partikelhelligkeit beeinflussenden Partikelcharakteristika zu einem Partikel-individuellen Helligkeitsparameter zusammengefasst.

Die Helligkeit des Bildhintergrundes wird vom Streulicht der Umgebung bestimmt. Hierzu zählen diffuse Lichtquellen in der Umgebung sowie Lichtemissionen des Gases, das dem Partikeltransport dient. Für die Simulation des Messvorganges wird die Hintergrundhelligkeit mittels eines einzelnen Parameters approximiert.

Auflösung der Optik

Das Auflösungsvermögen einer Optik ist ein Maß für die Unterscheidbarkeit kleiner Strukturen, das mittels der Modulationstransferfunktion (MTF) beschrieben wird [13]. Wesentliche Einflussfaktoren sind die eingestellte Blende und Fokussierung sowie die Fertigungsqualität der Optik. Weiterhin variiert das Auflösungsvermögen mit dem Abstand des Objektes von der Fokusebene (Schärfentiefe).

Die MTF ist definiert als das Ortsfrequenz-abhängige Verhältnis zwischen dem Bildkontrast $K'(f)$ sowie dem Kontrast des realen Objektes $K(f)$ (Gl. 3.2). Zur Beschreibung dieser beiden Kontrastarten dient die Michelson Gleichung (Gl. 3.3 und 3.4).

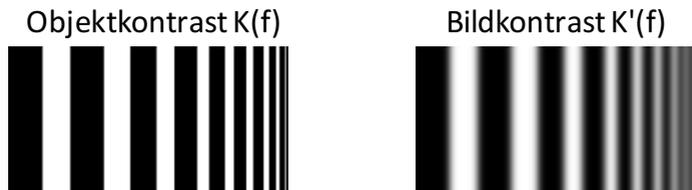


Abbildung 3.5: Objekt- und Bildkontrast in Abhängigkeit der Ortsfrequenz f .

Abbildung 3.5 visualisiert den Objekt- sowie den Bildkontrast am Beispiel von Streifenpaaren. Ein Streifenpaar, im Folgenden als Zyklus (engl. cycle) bezeichnet, entspricht einem schwarzen und einem weißen Streifen gleicher Breite. Auf dieser Basis ist die Ortsfrequenz f definiert als die Anzahl der Zyklen pro Längeneinheit oder pro Pixel.

$$MTF(f) = \frac{K'(f)}{K(f)}, \quad (3.2)$$

$$K(f) = \frac{I(f)_{max} - I(f)_{min}}{I(f)_{max} + I(f)_{min}}, \quad (3.3)$$

$$K'(f) = \frac{I'(f)_{max} - I'(f)_{min}}{I'(f)_{max} + I'(f)_{min}}. \quad (3.4)$$

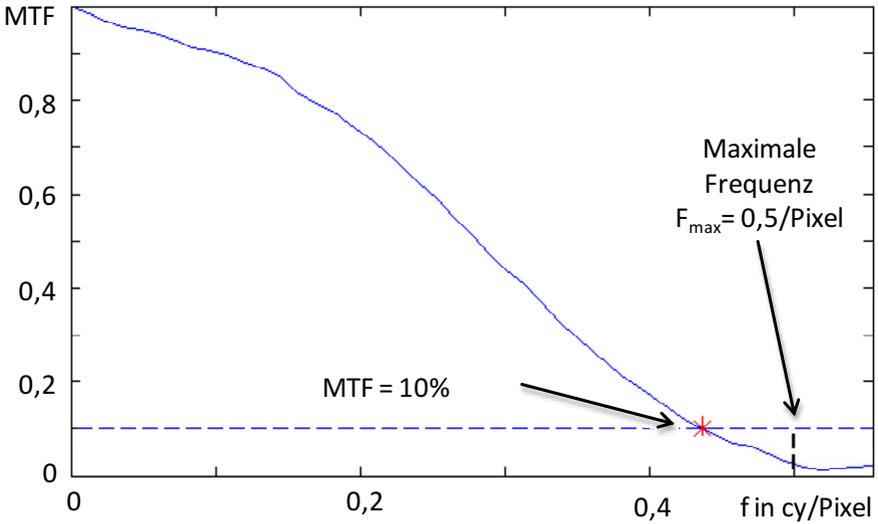


Abbildung 3.6: Grafische Darstellung der MTF-Funktion

Der Graph in Abbildung 3.6 zeigt die MTF einer Abbildungsoptik in Abhängigkeit von der Ortsfrequenz. An der x-Achse ist die Ortsfrequenz in Zyklen pro Pixel aufgetragen. Für einen solchen Zyklus sind mindestens ein weißer und ein schwarzer, also insgesamt zwei Pixel erforderlich. Demzufolge beträgt die maximale Ortsfrequenz 0,5 Zyklen pro Pixel.

Als Vergleichskriterium der Auflösungsvermögen verschiedener Optiken auf Basis von MTF-Funktionen wird die Sampling Efficiency verwendet. Diese basiert auf der Ortsfrequenz, bei der die MTF einem zuvor vereinbarten Prozentsatz von beispielsweise 10 oder 50 Prozent entspricht [17]. Die Definition der Sampling Efficiency bei einer MTF von 10 Prozent ist in Gleichung 3.5 dargestellt. Für die in Abbildung 3.6 dargestellten MTF-Funktion beträgt sie $E_v(10\%) = 65\%$.

$$E_v(10\%) = \frac{f(MTF = 0,1)}{F_{max}}. \quad (3.5)$$

F_{max} : Maximale Ortsfrequenz von 0,5 Zyklen pro Pixel.

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren

Die MTF kann mittels diskreter Fourier-Transformation (DFT) aus der Point Spread Function (PSF) beziehungsweise Line Spread Function (LSF) berechnet werden. Die PSF beschreibt die Abbildung eines Punktstrahlers, welcher zur Messung der PSF mittels einer Lochblende mit kleinem Lochdurchmesser sowie einer dahinter befindlichen, leuchtstarken Lichtquelle realisiert wird. Analog dazu entspricht die LSF einer Integration der PSF über eine Raumdimension und kann experimentell mittels einer Schlitzblende erzeugt werden.

Aufgrund der aufwändigen Messanordnungen zur Erfassung der PSF und LSF werden beide Funktionen nur selten auf Basis von Messungen bestimmt. Stattdessen hat sich zur Messung der MTF das slanted-edge-Verfahren international durchgesetzt [43]. Bei diesem Verfahren wird die LSF aus der Edge Spread Function (ESF) abgeleitet, deren messtechnische Erfassung lediglich die Bildaufnahme einer gerade verlaufenden Kante erfordert. Anschließend kann aus der Fouriertransformierten der LSF die MTF bestimmt werden. Abbildung 3.7 stellt die PSF, LSF und ESF dar, die Gleichungen 3.6 bis 3.8 beschreiben die mathematischen Zusammenhänge.

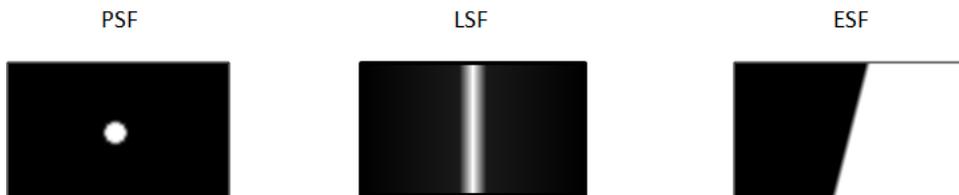


Abbildung 3.7: Darstellung der PSF, LSF und ESF.

$$\text{LSF} = \frac{d}{dx} \text{ESF}(x), \quad (3.6)$$

$$\text{LSF} = \int \text{PSF}(x) dx, \quad (3.7)$$

$$\text{MTF} = \mathcal{DFT}(\text{LSF}). \quad (3.8)$$

3.3 Fehlerabschätzung auf Basis virtueller Messungen

Die gemessenen ESF- und MTF-Werte sind von dem verwendeten Messprogramm sowie von den Rahmenbedingungen der Messung abhängig. Zu den Rahmenbedingungen zählen die Homogenität und die Intensität der Beleuchtung, der Abstand der Kamera zum Testobjekt, die Genauigkeit der Fokussierung, die Blendeneinstellung, die Belichtungszeit und die Empfindlichkeit des Bildsensors.

Die European Machine Vision Association strebt die Etablierung eines Standards zur messtechnischen Charakterisierung von Kamerasystemen an [105]. Die im Standard vorgeschlagenen Messanordnungen erfordern jedoch spezielles Messequipment und werden derzeit noch nicht von allen Herstellern und Testern von Kamerasystem-Komponenten genutzt. Dies hat zur Folge, dass die Messungen der Charakteristika eines Kamerasystems an Messanordnungen verschiedener Hersteller und Tester zu unterschiedlichen Ergebnissen führen können.

Bei der Bilderzeugung zur virtuellen Messung erfolgt die Realisierung des begrenzten Auflösungsvermögens mittels Faltung des erzeugten Partikelbildes mit der Point Spread Function (PSF). Die PSF wird auf Basis der Gauß-Funktion approximiert (vgl. 3.2.2) und für jeden Partikel individuell berechnet. Dies ermöglicht eine Partikel-individuelle Modellierung der Schärfentiefe, welche mit der Entfernung des Partikels von der Fokusebene variiert. Anschließend werden die einzelnen Partikelbilder zu einem Gesamtbild zusammengefügt.

Bewegungsunschärfe

Die Bewegung eines Partikels während der Belichtungszeit führt zu einer unscharfen Abbildung des Partikels, wobei die Form dieser Abbildung der Partikeltrajektorie während der Belichtungszeit entspricht. Bei Bildaufnahmen an thermokinetischen Beschichtungsprozessen werden die Partikeltrajektorien als weiße Linien abgebildet.

Zur Modellierung der Bewegungsunschärfe werden die Richtung und der Betrag der Partikelgeschwindigkeit während der Belichtungszeit als konstant approximiert. Dies ermöglicht die Realisierung dieses Effektes mittels Faltung der runden Abbildung eines Partikels mit einem Partikel-individuellen Motion-Filter. Dieses Motion-Filter wird auf Basis der Partikelgeschwindigkeit sowie der Belichtungszeit Partikel-individuell berechnet.

Bildrauschen

Das Bildrauschen tritt bei der Umwandlung von Licht in elektrische Größen am Bildsensor auf und wird von den Charakteristika des Bildsensors beeinflusst. Zu diesen Charakteristika zählen die Größe der photosensitiven Fläche der Pixel auf dem Bildsensor sowie deren Empfindlichkeit und die Qualität des Fertigungsprozesses des Bildsensors. Ein weiterer wesentlicher Einfluss ist die Belichtungszeit der Bildaufnahme.

Zur Charakterisierung des Rauschens eines Bildes wird die Signalstärke der Bildobjekte (μ_{Signal}) abzüglich der Signalstärke des Bildhintergrundes ($\mu_{Background}$) in Relation zur Standardabweichung der Helligkeit der Bildobjekt-Pixel gesetzt. Dieses Verhältnis entspricht dem Signal-Rausch-Verhältniss (SNR) und ist definiert als:

$$SNR = 20 \cdot \log \left(\frac{\mu_{Signal} - \mu_{Background}}{\sigma_{Noise}} \right) [dB]. \quad (3.9)$$

$\mu_{Signal}, \mu_{Background}$: Durchschnittliche Helligkeiten der Bildobjekte sowie des Bildhintergrundes.

σ_{Noise} : Standardabweichung der Helligkeit der Bildobjekte.

Zur Bestimmung des SNR eines Bildes wird σ_{Noise} mittels Bildung der Quadratwurzel der Summe der Varianzen wie folgt ermittelt:

$$\sigma_{Noise} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n})^2}{n}}. \quad (3.10)$$

X_i : Werte der Bildobjekt-Pixel.

n : Anzahl aller betrachteten Bildobjekt-Pixel.

Analog zur Bestimmung des SNR eines Bildes kann das Hinzufügen von Bildrauschen in erzeugten Bildern mittels einer Gauß-Verteilung der Pixel-Helligkeitswerte approximiert werden.

Verzeichnung

Die Verzeichnung ist ein geometrischer Fehler der Abbildungsoptik, der zu einer lokalen Veränderung des Abbildungsmaßstabes führt. Es werden die radialsymmetrische Verzeichnung sowie die tangentiale Verzeichnung unterschieden, wobei Optiken einen geringen, in der Praxis vernachlässigbaren Grad an tangentialer Verzeichnung aufweisen.

Die radialsymmetrische Verzeichnung ist Gegenstand optischer Messungen und Korrekturen. Optiken mit einer radialsymmetrischen Verzeichnung bilden gerade Linien im Objektraum nicht geradlinig, sondern gekrümmt ab. Diese Krümmungen werden von einer lokalen Änderung des Abbildungsmaßstabes verursacht. Hierbei wird eine Vergrößerung zu den Bildrändern hin als kissenförmige Verzeichnung und eine Vergrößerung zur Bildmitte hin als tonnenförmige Verzeichnung bezeichnet. Beide Varianten, sowohl kissenförmige, als auch tonnenförmige Verzeichnung, können auch gemeinsam in einem Bild auftreten.

Die Gleichung 3.11 beschreibt die gesamte, radialsymmetrische Verzeichnung eines Bildes. Der Verzeichnungsfaktor wird mittels einer Taylor-Reihe beschrieben (Gl. 3.12), wobei positive Koeffizienten k_i einer kissenförmigen und negative Koeffizienten einer tonnenförmigen Verzeichnung entsprechen.

$$\begin{pmatrix} y_d \\ x_d \end{pmatrix} = L(\sqrt{\tilde{y}^2 + \tilde{x}^2}) \begin{pmatrix} \tilde{y} \\ \tilde{x} \end{pmatrix}. \quad (3.11)$$

y_d, x_d : Bildkoordinaten im verzeichneten Bild.

\tilde{y}, \tilde{x} : Bildkoordinaten ohne Verzeichnung.

$L(\sqrt{\tilde{y}^2 + \tilde{x}^2})$: Verzeichnungsfaktor.

$$L(\sqrt{\tilde{y}^2 + \tilde{x}^2}) = \left(1 + \sum_{i=1}^{\infty} k_i (\sqrt{x^2 + y^2})^i \right). \quad (3.12)$$

Die Ermittlung der radialsymmetrischen Verzeichnung einer Optik erfolgt auf Basis der Bildaufnahme eines Schachbrett- oder Linienmusters. Anhand des gekrümmten Verlaufes der abgebildeten Geraden können die Koeffizienten k_i (Gl. 3.12) aus den Bilddaten berechnet werden. In der Praxis werden meist die Parameter k_1 und k_2 mit der Approximation $k_i = 0$ für $i > 2$ bestimmt, da höhere Terme der Taylor-Reihe die Genauigkeit des Modells lediglich geringfügig beeinflussen. Analog zur Bestimmung der radialsymmetrischen Verzeichnung kann der Effekt auf Basis der Parameter k_i mittels digitaler Bildverarbeitung auf die computergenerierten Bilder angewandt werden.

Für bildgebende Messsysteme können Optiken mit großem Durchmesser und geringer Verzeichnung in Kombination mit kleinformatigen Bildsensoren eingesetzt werden. Die Verwendung eines kleinen Bildsensors hat zur Folge, dass von der Optik lediglich ein kleiner Ausschnitt im unmittelbaren Bereich der optischen Achse für die Abbildung genutzt wird. Dieser Bereich weist in Relation zu den Randbereichen der Optik keine oder nur eine sehr geringe Verzeichnung auf.

Randlichtabfall

Als Randlichtabfall wird eine Abdunklung des Bildes zu den Rändern hin bezeichnet. Der Effekt tritt aufgrund von Vignettierung sowie aufgrund des natürlichen Randlichtabfalls auf. Vignettierung wird von Abschattungen der Blenden und Linsen eines Objektivs hervorgerufen. Sie tritt häufig bei großformatigen Bildsensoren in Kombination mit langen Objektiven oder Objektiven mit geringem Durchmesser auf. Der Effekt der Vignettierung kann mittels Wahl vignettierungsfreier Optik-Bildsensor-Kombinationen oder mittels Abblenden des Objektivs unterbunden werden.

Der natürliche Randlichtabfall ist umgekehrt proportional zur Brennweite des Objektivs sowie proportional zum Abstand des Objektes von der optischen Achse. Bei Objektiven mit großen Brennweiten, die bei Messungen an thermokinetischen Beschichtungsprozessen zur Abbildung kleiner Messvolumen eingesetzt werden, ist der natürliche Randlichtabfall von geringer Ausprägung.

Perspektive

Im Gegensatz zu telezentrischen Optiken ist der Abbildungsmaßstab perspektivischer Optiken aufgrund des Öffnungswinkels der Optik vom Abstand des Objektes zum Kamerasystem abhängig. Jedoch werden im Gegensatz zur Landschaftsfotografie zur Messung geringer Messvolumen mittels PIV-Verfahren Objektive mit kleinem Öffnungswinkel und geringer Perspektive eingesetzt. Der stark begrenzte Bereich der Schärfentiefe von wenigen Millimetern führt dazu, dass alle abgebildeten Objekte annähernd die gleiche Distanz zur Optik aufweisen und folglich auch bei Verwendung perspektivischer Optiken mit nahezu konstantem Abbildungsmaßstab abgebildet wird.

Pixelfehler

Aufgrund von Hardwaredefekten können Pixel des Bildsensors dauerhaft und unabhängig vom Bildinhalt schwarz oder weiß als Bildinformation ausgeben. Zur Korrektur dieser Hardwaredefekte werden die Werte fehlerhafter Pixel mittels digitaler Bildbearbeitung oder bereits auf dem Bildsensor verworfen und mit dem Durchschnittswert der umliegenden Pixel ersetzt.

Ein weiterer Pixelfehler sind sogenannte Hot-Pixel. Pixel mit einem solchen Defekt reagieren im Vergleich zu intakten Pixeln überproportional sensitiv auf einfallendes Licht und erscheinen auf dem Bild heller als die Pixel in unmittelbarer Umgebung. Die Intensität eines Hot-Pixels hängt von der Belichtungszeit ab. Zur Reduktion dieses Effektes wird von der Bildaufnahme ein Dunkelbild abgezogen, welches mit abgedunkeltem Objektiv und gleicher Belichtungszeit aufgenommen wurde.

3.3.3 Evaluierung des Software-Tools zur Bilderzeugung

Das zur Bilderzeugung implementierte Software-Tool wurde am Beispiel des Elektrischen Drahtspritzens (EDS) sowie am Beispiel des Atmosphärischen Plasmaspritzens (APS) verifiziert. Hierzu wurden Bilder, die mit einem etablierten, kommerziellen Messsystem auf Basis des Continuous-PIV-Verfahrens aufgenommen wurden, mit den erzeugten Bildern verglichen. In beiden Anwendungsfällen emittieren die wesentlich am Fertigungsprozess beteiligten Partikel selbst Licht, so dass für die Messung der Partikelgeschwindigkeiten mit dem Continuous-PIV-Verfahren keine zusätzliche Lichtquelle zur Beleuchtung erforderlich war. Die Vorgehensweise der Verifikation ist in Abbildung 3.8 dargestellt.

Die Parameter der virtuellen Messungen, wie beispielsweise die Größe und Geschwindigkeit der Partikel und die Eigenschaften des virtuellen Messgerätes (z.B. Abbildungseigenschaften der Optik), basieren auf den Messergebnissen realer Messungen mit einem kommerziellen Messsystem. Die Datenbasis besteht für den EDS-Prozess aus über 1000 vom Auswertalgorithmus erfassten Partikeln und 32 Bildaufnahmen. Die Datenbasis für den APS-Prozess umfasst 3300 erfasste Partikel aus insgesamt 37 Bildaufnahmen. In beiden Szenarien wurde mit einer Messfrequenz von etwa 3 Hertz 10 Sekunden lang gemessen.

Tabelle 3.3 zeigt die aus den realen Messungen extrahierten Prozessparameter. Die Zeilen 1-3 repräsentieren Charakteristika des Bildsensors und die Zeilen 4-6 beschreiben die Abmessungen des Messvolumens. Weitere Parameter, wie Informationen über das verwendete Objektiv und die Point Spread Function wurden von einem anderen Kamerasystem mit telezentrischer Linse übernommen, da diese Informationen des kommerziellen Messsystems nicht zu ermitteln waren. Die Partikelgeschwindigkeiten wurden auf Basis der Ergebnisse der realen Messungen als Normalverteilungen approximiert (Zeile 7-8).

Die Anzahl der simulierten Partikel (Zeile 9) wurde mittels visueller Beobachtung der realen Bilder bestimmt, da Auswertalgorithmen aufgrund von Überlagerungen abgebildeter Partikeltrajektorien lediglich einen kleinen Teil der tatsächlich in einer Bildaufnahme vorhandenen Partikel detektieren können. Die Ausdehnung der Sprühflamme innerhalb des Messvolumens sowie die Standardabweichung der Richtung der Geschwindigkeitsvektoren der Partikel wurden ebenfalls auf Basis visueller

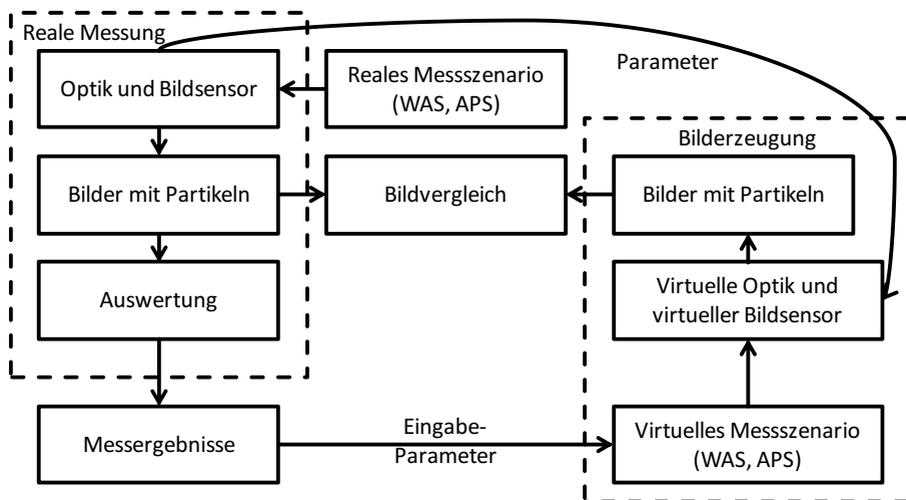


Abbildung 3.8: Verifikation der Bilderzeugung.

Beobachtungen ermittelt. Weitere aus den Bilddaten der realen Messungen extrahierte Parameter sind die Größe und die Helligkeit der Partikel sowie der Kontrast und das Signal-Rausch-Verhältnis.

Abbildung 3.9 zeigt während einer Messung aufgenommene sowie mittels Software erzeugte Bilder des EDS- und APS-Prozesses. Die Anzahl der sichtbaren Partikel in den aufgenommenen und erzeugten Bildern ist etwa gleich und auch die visuell ermittelte, durchschnittliche Partikelgeschwindigkeit sowie die Standardabweichung der Partikelgeschwindigkeit stimmen überein. Ebenso liegen Partikelgröße, Bildkontrast sowie Bildrauschen in der gleichen Größenordnung.

Die Übereinstimmung der visuell überprüfbar Parameter von aufgenommenen und erzeugten Bildern zeigt, dass die den virtuellen Messungen zugrundeliegenden, mathematischen Modelle die Parameter des Fertigungsprozesses, die Optik mit Bildsensor, sowie den Vorgang der Bildaufnahme realitätsnah abbilden.

Tabelle 3.3: Parameter für die Bilderzeugung basierend auf Messergebnissen realer Vergleichsmessungen.

Parameter	EDS	APS
(1) Belichtungszeit (in μs)	33	5
(2) Pixelbreite (in μm)	33	33
(3) Pixelhöhe (in μm)	33	33
(4) Schärfentiefe (in mm)	10	10
(5) Länge des Messvolumens in x-Richtung (in cm)	3.3	3.3
(6) Länge des Messvolumens in y-Richtung (in cm)	3.3	3.3
(7) Durchschnittliche Partikelgeschwindigkeit (in m/s)	80	260
(8) Standardabweichung der Partikelgeschwindigkeit	20	40
(9) Anzahl simulierter Partikel pro Bild	1600	1600

3.4 Demonstration virtueller Messungen: Einfluss von Rauschfiltern auf die Genauigkeit von Classical Particle Image Velocimetry

Für das Classical Particle-Image-Velocimetry-Verfahren wurde der Einfluss des Bildrauschens und der Partikeldurchmesser mittels Fehlerabschätzung auf Basis virtueller Messungen am Beispiel des Auswertalgorithmus OpenPIV [77, 88] untersucht (vgl. Abb. 3.3 auf Seite 52). OpenPIV erfasst Partikelbewegungen basierend auf dem 2D-Classical-PIV-Messverfahren [7]. Hierzu wertet der Algorithmus zwei kurz hintereinander aufgenommene Bilder aus. Beide Bilder zeigen zu großen Teilen die selben Partikel mit einem geringen räumlichen Versatz. Als Ergebnis liefert OpenPIV für mehrere Messpunkte eines Bildpaares Verschiebungsvektoren, welche die Wegstrecke der Partikel von der ersten zur zweiten Bildaufnahme in Pixeln angeben (vgl. 2.2.3).

Die Fehlerabschätzung von OpenPIV mittels virtueller Messung basiert auf zwei Partikelanordnungen, wobei die zweite Partikelanordnung der ersten Konstellation mit einem Versatz von 8 Pixeln für jeden Partikel entspricht. Die der Fehlerabschätzung zugrundeliegenden Bilder haben die folgenden Eigenschaften:

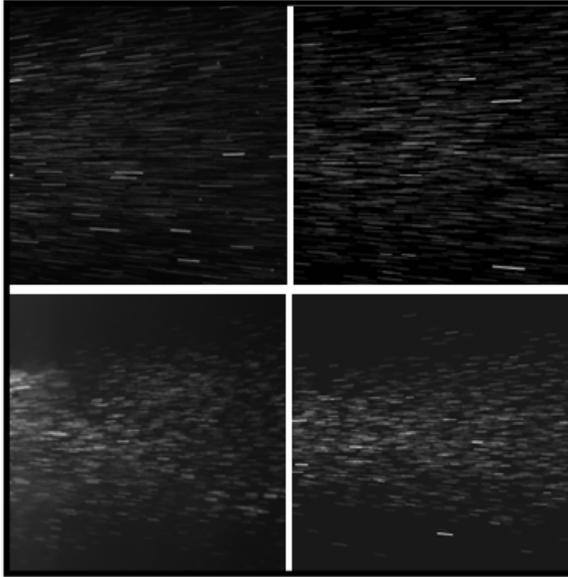


Abbildung 3.9: Beispielbilder der Messungen an thermokinetischen Beschichtungsprozessen (oben links: EDS-Prozess reale Messung, oben rechts: EDS-Prozess per Software erzeugt, unten links: APS-Prozess reale Messung, unten rechts: APS-Prozess per Software erzeugt).

- Farbtiefe: 8-Bit Graustufen.
- Auflösung des Bildsensors: 945 x 725 Pixel.
- Partikeldichte: 1200 Partikel pro Bild.
- Gauß-verteilte Partikeldichte.
- Voreingestellte Wegstrecke der Partikel: 8 Pixel (wahrer Wert der Messgröße)
 - Versatz der Partikel zwischen den Bildern in x-Richtung: 8 Pixel.
 - Versatz der Partikel zwischen den Bildern in y-Richtung: 0 Pixel.
- Keine Bewegungsunschärfe.

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren

Für die Fehlerabschätzung wurden die Standardeinstellungen von OpenPIV mit folgenden Abweichungen verwendet:

- Interrogation Windows: 128 x 128 Pixel (vgl. 2.2.3, größtmögliche Einstellung für den OpenPIV-Auswertalgorithmus).
- Horizontal and vertical spacing: 64 Pixel (Überlappung der Interrogation Windows).

Aufgrund der Open-PIV Einstellungen sowie der Bildauflösung von 945 x 725 Pixeln wird jedes Bild in 130 Interrogation Windows eingeteilt. Große Interrogation Windows ermöglichen es, eine hohe Anzahl von Partikeln innerhalb eines Interrogation Window zu erfassen und so, für den hier betrachteten Fall mit identischen Partikelgeschwindigkeiten, besonders genaue Messungen vorzunehmen. Der horizontale und vertikale Abstand zwischen den Interrogation Windows wurde, wie bei Classical-PIV-Messungen aufgrund des Nyquist Kriteriums üblich, auf die halbe Größe der Interrogation Windows eingestellt [77].

Abbildung 3.10 zeigt die Messabweichung für virtuell gemessene Wegstrecken der Partikel von der voreingestellten Wegstrecke in Abhängigkeit vom Partikeldurchmesser für verschiedene Signal-Rausch-Verhältnisse (SNR). Das Diagramm basiert auf 77 OpenPIV-Messungen, umfasst jedoch lediglich 14 unterschiedene Rauschmuster sowie 11 verschiedene Partikeldurchmesser (1 Muster pro SNR und Bild, 2 Bilder pro Classical-PIV-Messung). Durch dem Einsatz identischer Rauschmuster für Bilder mit Partikelabbildungen unterschiedlicher Durchmesser innerhalb der Messreihen wird eine Untersuchung der Messabweichung nicht durch einen Störeinfluss des Bildrauschens beeinflusst. Die Partikelpositionen sowie die Partikeltrajektorien bleiben ebenfalls in allen Messvorgängen unverändert.

In Abbildung 3.10 ist ablesbar, dass große Partikel besser in verrauschten Bilddaten detektiert werden als Partikel mit kleinem Durchmesser. Beispielsweise beträgt für ein SNR von 22,9 dB die Abweichung der gemessenen Wegstrecke 0,01 Pixel für Partikel mit einem Durchmesser von 2 Pixeln und 0,0068 Pixel für Partikel mit einem Durchmesser von 10 Pixeln. Dennoch wird in beiden Szenarien eine hohe Subpixel-Genauigkeit [95] erreicht.

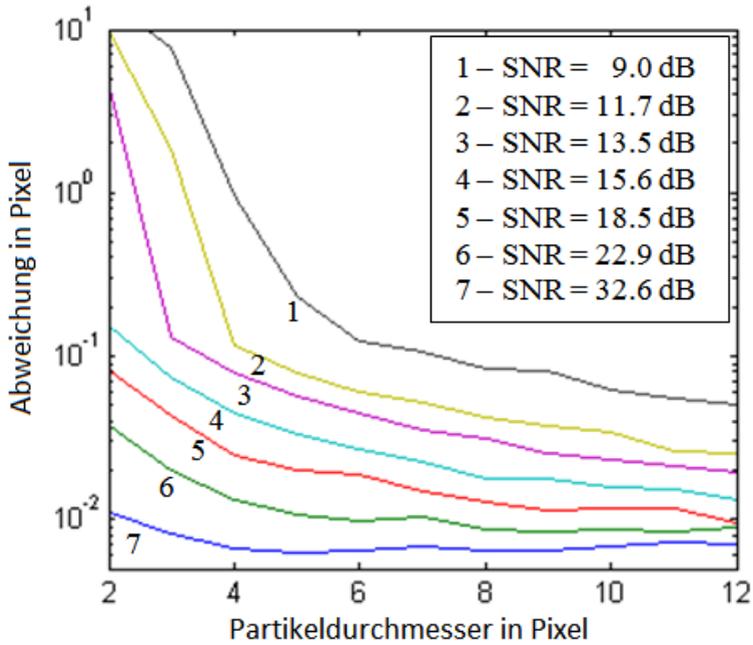


Abbildung 3.10: Messabweichungen für virtuell gemessene Wegstrecken der Partikel in Abhängigkeit vom Partikeldurchmesser für verschiedene Signal-Rausch-Verhältnisse.

Kleine Partikeldurchmesser in Kombination mit kleinem SNR führen zu einer hohen Messabweichung (oberer linker Bereich in Abbildung 3.10). Ein Partikeldurchmesser von 2 Pixeln und ein SNR von 11,7 dB resultieren in einer Abweichung von 9,7 Pixeln. In diesem Fall verwirft OpenPIV fehlerhafte Ergebnisse einiger Interrogation Window Berechnungen auf Basis von Überprüfungen der Konsistenz der Messergebnisse. Dennoch führen die verbleibenden Verschiebungsvektoren (Abb. 3.11) zu einer absoluten Abweichung, die den wahren Wert der Messgröße von 8 Pixeln übertrifft.

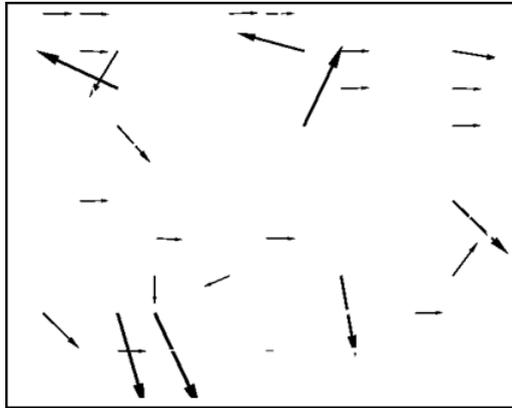


Abbildung 3.11: Verschiebungsvektoren für einen Partikeldurchmesser von 2 Pixeln und ein SNR von 11,7 dB.

In der Bildverarbeitung werden oftmals Filter, insbesondere Median-Filter angewendet um das Bildrauschen zu reduzieren. Im Folgenden wurde der Einfluss einer solchen 3×3 Median Filterung der Bilddaten vor der OpenPIV-Messung auf die Messabweichung untersucht. Abbildung 3.12 zeigt die Messabweichung für OpenPIV-Messungen, die bei einer zusätzlichen 3×3 Median Filterung auf die Bilddaten erzielt wird. Diesen Messungen liegen die gleichen Bilddaten zugrunde, die auch zur Erfassung der in Abbildung 3.10 dargestellten Messergebnisse dienen.

Die Ergebnisse der Fehlerabschätzung zeigen, dass die Anwendung eines Median-Filters auf die Bilddaten für das hier untersuchte Classical-PIV-Verfahren zu einer geringen Erhöhung der Messabweichungen führt. Diese in Tabelle 3.4 aufgelistete Erhöhung der Messabweichung wird von einer Reduktion des Informationsgehaltes im Bild verursacht, die mit der Rauschunterdrückung des Median-Filters einher geht. Des Weiteren weist das auf Korrelation basierende Classical-PIV-Verfahren bereits eine hohe Robustheit gegenüber Bildrauschen auf und kann folglich nicht von der Rauschunterdrückung des Median-Filters profitieren. Eine Anwendung des Median-Filters führt daher im hier betrachteten Fall zu einer geringfügigen Erhöhung der Messabweichungen.

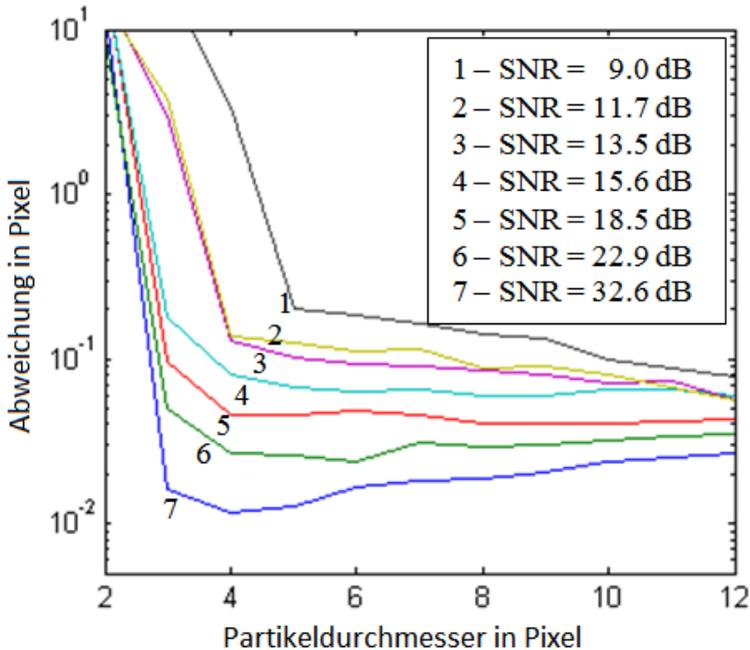


Abbildung 3.12: Abweichung der Messergebnisse bei einer 3x3 Median-Filterung für verschiedene SNR.

Mittels Fehlerabschätzung auf Basis virtueller Messungen sowie auf Basis bekannter wahrer Werte der Wegstrecken der virtuellen Partikel konnte der Einfluss eines Median-Filters auf die Messergebnisse gezeigt werden. Der Nachweis dieses Einflusses war auf einfache Weise möglich, da den Versuchen (mit und ohne Median-Filter) nicht nur die gleichen SNR, sondern auch identische Rauschmuster zugrunde gelegt wurden. Im Gegensatz zur virtuellen Messung ist ein Einfluss des Median-Filters auf die Messergebnisse mittels einer auf realen Messdaten basierenden Fehlerabschätzung nur mit hohem Aufwand nachweisbar. Dies resultiert aus dem Umstand, dass die Fehlerabschätzung auf Basis realer Messungen auf unbekanntem tatsächlichen Werten für die Wegstrecken der Partikel gründet und der Einfluss des Median-Filters in vielen der hier betrachteten Fälle minimal ist.

Tabelle 3.4: Erhöhung der Messabweichung aufgrund der Anwendung eines Median-Filters, SNR in Pixeln.

SNR Partikeldurchmesser	32,6 dB	22,9 dB	15,6 dB	13,5 dB	9 dB
2 Pixel	13,0	9,2	19,7	12,7	5,3
3 Pixel	0,008	0,029	0,106	2,8	12,2
4 Pixel	0,005	0,013	0,036	0,051	2,4
5 Pixel	0,007	0,015	0,034	0,048	0,000
6 Pixel	0,010	0,014	0,038	0,050	0,061
7 Pixel	0,012	0,020	0,043	0,055	0,057
8 Pixel	0,012	0,020	0,041	0,054	0,057
9 Pixel	0,014	0,022	0,042	0,055	0,053
10 Pixel	0,017	0,023	0,049	0,049	0,038
11 Pixel	0,018	0,025	0,050	0,053	0,032
12 Pixel	0,020	0,026	0,046	0,036	0,026

3.5 Demonstration virtueller Messungen: Messunsicherheit der 2D-Messung von dreidimensionalen Partikeltrajektorien

Das 2D-Continuous-PIV-Verfahren erfasst lediglich zwei der drei Vektorkomponenten der Partikelgeschwindigkeiten. Die dritte Vektorkomponente senkrecht zur Fokusebene wird ignoriert oder mittels einer Heuristik auf Basis der beiden gemessenen Vektorkomponenten approximiert. Dies hat zur Folge, dass bei einer bildgebenden 2D-Messung von Partikelgeschwindigkeiten der Betrag der senkrecht zur Fokusebene stehenden Vektorkomponente der Partikelgeschwindigkeiten zu einer Messabweichung führt.

In diesem Abschnitt werden die Messabweichungen eines etablierten, kommerziellen Messsystems auf Basis des 2D-Continuous-PIV-Verfahrens am Beispiel des Elektrischen Drahtspritzens (EDS) sowie am Beispiel des Atmosphärischen Plasmaspritzens (APS) Prozesses untersucht. Insbesondere wird der Beitrag zur Messabweichung abgeschätzt, der aus der Messung von Geschwindigkeiten dreidimensionaler Partikeltrajektorien mittels eines 2D-Verfahrens hervorgeht [93]. Die Feh-

lerabschätzung basiert auf virtuellen Messungen mit dem in Abschnitt 3.3.2 vorgestellten Software-Tool zur virtuellen Messung und die Parameterwerte der virtuellen Messungen beruhen auf den Ergebnissen realer Messungen der EDS- sowie der APS-Beschichtungsprozesse.

Bei der Modellierung der Messanordnung wurde die Fokusebene des virtuellen Kamerasystems parallel zur bevorzugten Flugrichtung der Partikel ausgerichtet, um den Großteil der Partikelbewegungen in den Bildaufnahmen zu erfassen. Die Form der in der virtuellen 3D-Umgebung nachgebildeten Partikelströme entspricht einem Kegelstumpf (vgl. 3.3.1).

Für die beiden Prozesse EDS und APS wurden jeweils 20 Messserien simuliert, wobei jede Serie aus 30 zufälligen Partikelanordnungen besteht. Für jede Anordnung wurden zwei Testfälle a) und b) erzeugt und folglich existieren für jede Partikelanordnung 2 Bilder und pro Messserie insgesamt 60 Bilder. In der Summe umfasst die Datenbasis für beide Prozesse EDS und APS jeweils 1200 Testbilder.

Für jede Partikelanordnung wurden die folgenden Testfälle a) und b) simuliert:

- a) Ein Bild pro Partikelanordnung; Die Partikelgeschwindigkeiten besitzen eine Vektor-Komponente in x- und y-Richtung, jedoch nicht in z-Richtung. Für den Betrag der Geschwindigkeit eines jeden Partikels gilt: $|v_a| = \sqrt{\frac{\Delta x^2 + \Delta y^2}{\Delta t}}$.
- b) Ein Bild pro Partikelanordnung; Die Partikelgeschwindigkeiten enthalten alle drei Vektorkomponenten für die x-, y- und z-Richtung. Für den Betrag der Geschwindigkeit eines jeden Partikels gilt: $|v_b| = \sqrt{\frac{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}{\Delta t}}$.

Der Betrag der Partikelgeschwindigkeit ist in beiden Testfällen identisch, die Richtungen jedoch verschieden. Es gilt für alle Partikel einer Anordnung $|v_a| = |v_b|$. Der Unterschied zwischen den Bildern der Testfälle a) und b) besteht lediglich darin, dass die Partikeltrajektorien in den Bildern des Testfalles b) etwas kürzer abgebildet werden, da hier der Betrag der Partikelgeschwindigkeit auf drei Vektorkomponenten aufgeteilt wird. Darüber hinaus sind die Bilder der Testfälle a) und b) identisch. Dies gilt insbesondere auch hinsichtlich der Anzahl und Position der Partikel sowie für das Rauschmuster des Bildsensors.

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren

Tabelle 3.5: Virtuelle Messung von Partikelgeschwindigkeiten für den EDS-Prozess.

Wahrer Wert (m/s)	1) Ohne z-Komponente		2) Mit z-Komponente	
	Gemessen (m/s)	Abweichung (%)	Gemessen (m/s)	Abweichung (%)
Anzahl simulierter Partikel pro Bild: 200				
80,35	82,87	3,13	82,92	3,20
80,10	81,82	2,16	81,76	2,07
80,13	81,86	2,16	81,82	2,10
79,78	81,18	1,75	81,26	1,85
80,13	81,79	2,07	81,77	2,04
Anzahl simulierter Partikel pro Bild: 400				
80,03	80,97	1,17	80,54	0,63
79,92	80,28	0,46	80,26	0,43
79,98	81,04	1,32	81,04	1,32
80,01	79,91	-0,12	79,82	-0,24
79,98	80,86	1,10	80,84	1,07
Anzahl simulierter Partikel pro Bild: 800				
80,17	78,82	-1,68	78,59	-1,97
79,85	78,15	-2,13	78,00	-2,32
79,88	77,96	-2,41	77,93	-2,44
80,11	78,07	-2,55	78,18	-2,41
79,88	77,88	-2,50	77,85	-2,54
Anzahl simulierter Partikel pro Bild: 1600				
80,03	75,55	-5,60	75,53	-5,62
79,85	75,45	-5,51	75,21	-5,81
80,20	75,82	-5,46	75,70	-5,61
79,94	75,21	-5,91	74,88	-6,33
80,20	75,87	-5,40	75,75	-5,55

Tabelle 3.5 zeigt die Ergebnisse virtueller EDS-Messungen mit unterschiedlicher Partikelanzahl pro Bild und Tabelle 3.6 auf Seite 76 zeigt die Ergebnisse der APS-Messungen. Die gelisteten Werte entsprechen Durchschnittswerten, wobei jede Tabelle auf der Auswertung von 1200 Bildern beruht. Jede Zeile repräsentiert die Durchschnittswerte einer Messserie und jede Messserie basiert auf 30 verschiedenen Partikelanordnungen.

3.5 Demonstration virtueller Messungen: Messunsicherheit

Die Werte der ersten Spalte entsprechen dem jeweiligen Durchschnittswert der statistisch verteilten Geschwindigkeiten aller virtuell erzeugten Partikel aller 30 Partikelanordnungen einer Messserie (wahre Werte). Spalte 2 enthält die Durchschnittswerte der Messergebnisse basierend auf den Bildern von Testfall a) und Spalte 3 zeigt die relative Messabweichung in Relation zur Spalte 1. Analog dazu sind in Spalte 4 und 5 die Ergebnisse für die Messungen basierend auf den Bildern für Testfall b) dargestellt.

Die Messergebnisse für EDS (Tabelle 3.5) zeigen, dass bei hohen Partikeldichten die Partikelgeschwindigkeiten zu niedrig gemessen werden. In diesen Fällen erfasst der Messalgorithmus hauptsächlich die Partikeltrajektorien langsamer Partikel und folglich ist die durchschnittliche, gemessene Geschwindigkeit niedriger als der voreingestellte, wahre Wert. Diese Messabweichung wird von einem Unterschied zwischen dem mathematischen Modell des Messalgorithmus sowie dem Modell der virtuellen Messung hervorgerufen oder der Algorithmus kann in diesem Fall nicht die gleiche Anzahl schneller und langsamer Partikel erfassen. Dieser Effekt konnte nicht abschließend geklärt werden, da für den angewendeten Auswertalgorithmus der Quellcode nicht für eine Analyse zur Verfügung stand.

Tabelle 3.6 zeigt die Ergebnisse der virtuellen APS-Messungen. Im Gegensatz zu den EDS-Messungen sind hier die Durchschnittsgeschwindigkeiten der gemessenen Partikel bei hohen Partikeldichten höher, als die vorgegebenen, wahren Werte. Eine weitergehende Analyse dieses Effektes war auch hier mangels verfügbarer Quellcodes des Auswertalgorithmus nicht möglich.

Die Bedingungen und Parameter zur Erzeugung der Messergebnisse der Testfälle a) und b) sind, abgesehen von der z-Komponente der Partikelgeschwindigkeiten, identisch. Eine Berechnung der Messabweichung, die aufgrund des Messens von lediglich zwei der drei Vektorkomponenten der Partikelgeschwindigkeiten auftritt, erfolgt daher mittels Differenzbildung zwischen den Messabweichungen des Testfalls a) (ohne z-Vektorkomponente) und den Messabweichungen des Testfalls b) (mit z-Vektorkomponente). Die Ergebnisse einer solchen Berechnung zeigen, dass die Messungen des Testfalles b) im Wesentlichen geringere Partikelgeschwindigkeiten liefern, als die Messungen im Testfall a). Diese Beobachtung ist in Übereinstimmung mit der Tatsache, dass auf den Bildern des Testfalles b), bei dem die Partikelgeschwindigkeiten auf drei Vektorkomponenten aufgeteilt werden, die Partikeltrajektorien geringfügig kürzer abgebildet werden.

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren

Tabelle 3.6: Virtuelle Messung von Partikelgeschwindigkeiten für den APS-Prozess.

Wahrer Wert (m/s)	1) Ohne z-Komponente		2) Mit z-Komponente	
	Gemessen (m/s)	Abweichung (%)	Gemessen (m/s)	Abweichung (%)
Anzahl simulierter Partikel pro Bild: 200				
259,60	263,08	1,34	262,50	1,12
260,12	262,41	0,88	262,65	0,97
259,93	262,70	1,07	261,50	0,60
260,27	262,14	0,72	262,35	0,80
260,27	262,44	0,84	262,71	0,94
Anzahl simulierter Partikel pro Bild: 400				
260,39	262,76	0,91	262,00	0,62
259,77	261,57	0,69	261,47	0,66
259,68	261,76	0,80	261,96	0,88
259,95	261,80	0,71	261,52	0,60
259,95	262,04	0,80	261,62	0,64
Anzahl simulierter Partikel pro Bild: 800				
259,87	260,41	0,21	260,54	0,26
260,54	262,74	0,84	262,72	0,84
259,52	262,34	1,08	261,91	0,92
259,76	261,27	0,58	261,04	0,49
259,76	261,19	0,55	260,77	0,39
Anzahl simulierter Partikel pro Bild: 1600				
260,02	264,48	1,71	264,42	1,69
260,10	264,60	1,73	264,43	1,66
259,92	266,05	2,36	265,56	2,17
260,40	265,99	2,14	265,92	2,12
260,40	265,86	2,10	266,44	2,32

Die Messabweichung, die aufgrund der Messung von lediglich zwei der drei Vektorkomponenten hervorgerufen wird, beträgt für den EDS- und APS-Prozess jeweils 0 bis 0,1 Prozent. Die gesamte Messabweichung variiert zwischen 0,8 und 5,6 Prozent für den EDS-Prozess sowie zwischen 0,7 und 2,0 Prozent für den APS-Prozess. Abbildung 3.13 auf der nächsten Seite visualisiert die Ergebnisse der Fehlerabschätzung. Die gesamte Messabweichung beträgt in allen Fällen ein Vielfaches der Messabweichung, die aufgrund des Messens von lediglich zwei der drei Vektorkom-

3.5 Demonstration virtueller Messungen: Messunsicherheit

ponenten hervorgerufen wird. Beim EDS-Prozess sind maximal 13 Prozent (0,1 von 0,8) und beim APS-Prozess sind maximal 14 Prozent (0,1 von 0,7) der gesamten Messabweichung auf das Messen von 3D-Trajektorien mit 2D-Messverfahren zurückföhrbar. Folglich ist im Hinblick auf die beiden untersuchten thermokinetischen Beschichtungsprozesse APS und EDS die Messabweichung, die aufgrund des Messens von lediglich zwei von drei Vektorkomponenten der Partikelgeschwindigkeit hervorgerufen wird, vernachlässigbar.

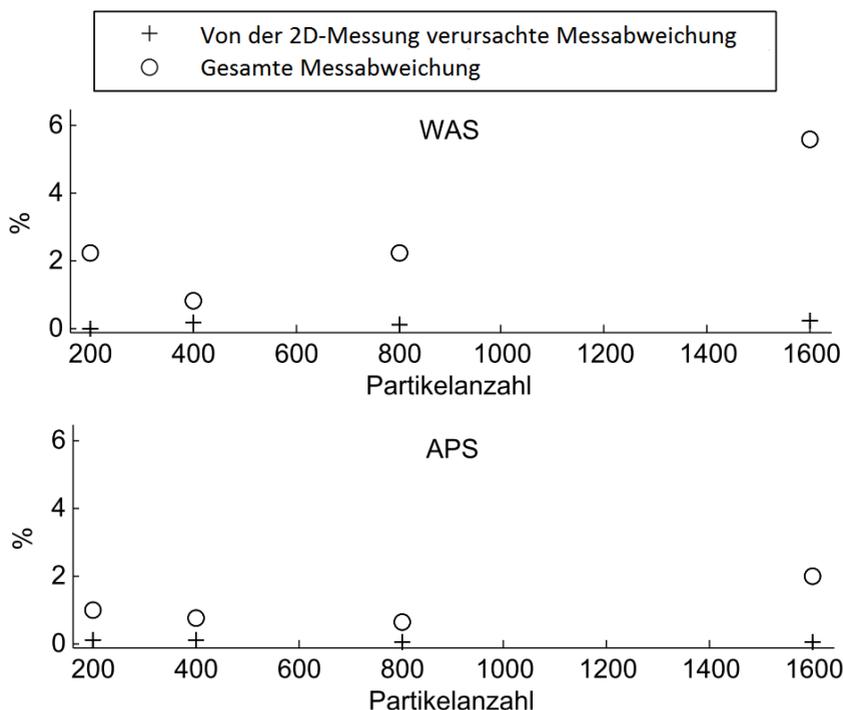


Abbildung 3.13: Von der 2D-Messung dreidimensionaler Trajektorien verursachte Messabweichung sowie die gesamte Messabweichung für die Fertigungsprozesse EDS und APS.

3.6 3D-Continuous Particle Image Velocimetry

Das Messverfahren 2D-Continuous Particle-Image-Velocimetry (Continuous-PIV) ermöglicht aufgrund geringer Anforderungen an das Kamerasystem hinsichtlich der Bildfrequenz kostengünstige 2D-Messungen von Partikelgeschwindigkeiten und wird bei vielen Fertigungsverfahren mit partikelbeladenen Strömungen angewendet. In diesem Abschnitt wird eine Erweiterung zu Continuous-PIV vorgestellt, die eine Bestimmung der Partikelgeschwindigkeit in der dritten Dimension senkrecht zur Fokusebene des Kamerasystems ermöglicht [94]. Das zur Anwendung kommende Prinzip basiert auf der Abhängigkeit der Modulationstransferfunktion des Kamerasystems vom Abstand des Objektes zur Fokusebene und wurde an einer geeigneten Messanordnung verifiziert.

3.6.1 Continuous 3D Particle Image Velocimetry auf Basis der Modulationstransferfunktion

Das Continuous-PIV-Verfahren ist zur Messung zweidimensionaler Partikelgeschwindigkeiten parallel zur Fokusebene geeignet. Das hier beschriebene Verfahren, welches auf Continuous-PIV basiert, ermöglicht die Bestimmung von Partikelgeschwindigkeiten in der dritten Dimension senkrecht zur Fokusebene. Dieses Messverfahren beruht auf den folgenden zwei Teilaspekten:

1. Ein in Relation zum Abbildungsmaßstab des Objektivs hinreichend kleines, ruhendes Partikel kann idealisiert als Punktstrahler aufgefasst werden, dessen Abbildung der Point Spread Function (PSF) entspricht. Besitzt das Partikel eine Geschwindigkeit, so führt diese in Kombination mit der Belichtungszeit der Kamera zu einer Integration der PSF entlang der Bewegungsrichtung des Partikels. Das Ergebnis der Integration ist die Bewegungsunschärfe des Partikels, die aufgrund gleicher Definition der LSF des Kamerasystems entspricht. Da die Berechnung der Modulationstransferfunktion (MTF) auf Basis der Line Spread Function (LSF) erfolgt, können die als Bewegungsunschärfe abgebildeten Partikeltrajektorien zur Charakterisierung der MTF herangezogen werden. Zu diesem Zweck werden Richtung und Betrag der Geschwindigkeit eines Partikels während der Belichtungszeit als konstant approximiert.

2. Die MTF eines bildgebenden Systems hängt neben weiteren Faktoren vom Abstand des Objektes zur Fokusebene ab. Aufgrund dieses Schärfentiefe-Effektes wird ein Objekt, welches sich senkrecht zur Fokusebene bewegt, mit unterschiedlichen MTF abgebildet. Eine Entfernung des Objektes von der Fokusebene führt hierbei zu einer Verschlechterung der MTF und eine Annäherung an die Fokusebene führt zu einer Verbesserung der MTF, insofern das Kamerasystem nicht auf unendlich fokussiert wurde.

Aus der Zusammenführung beider Teilaspekte folgt, dass aus mehreren MTF-Messungen entlang einer abgebildeten Partikeltrajektorie auf die Bewegung dieses Partikels senkrecht zur Fokusebene gefolgert werden kann. Zu diesem Zweck wurde eine ISO-konforme Software für MTF-Berechnungen auf Basis der slanted-edge Methode [16] modifiziert, so dass die Software nun auch auf Basis von Liniensegmenten, wie beispielsweise Segmenten von Partikeltrajektorien, MTF-Berechnungen durchführt.

Um aus den Änderungen der MTF-Messungen entlang einer Partikeltrajektorie auf die Bewegung des Partikels in Relation zur Fokusebene schließen zu können, muss bekannt sein, wie sich die MTF mit dem Abstand zur Fokusebene ändert. Folglich ist die Erzeugung eines Parametersatzes erforderlich, der zu möglichen Änderungen der MTF die zugehörigen Änderungen in der Distanz zur Fokusebene beschreibt. Der erzeugte Parametersatz ist spezifisch für die verwendete Objektiv-Kamera-Kombination sowie die Fokus- und Blendeneinstellung und muss bei Austausch des Objektivs oder der Kamera durch ein anderes Modell neu erstellt werden.

3.6.2 Messergebnisse

Zur Verifikation des im vorherigen Unterabschnitt beschriebenen Messverfahrens wurden die Partikeltrajektorien mittels dünner, gedruckter Linien modelliert, um eine Messung der Distanz zwischen Kamera und Trajektorie zu ermöglichen. Die MTF-Messungen erfolgten an zwei senkrecht zueinander stehenden Linien, die zur Kamera planparallel und zur Horizontalen in einem Winkel von ca. 45 Grad ausgerichtet wurden.

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren

Zur Messung der Entfernung kam eine Kamera mit einem 1/2 Zoll CMOS-Sensor und einer Auflösung von 10 Megapixeln in Kombination mit einem 50 mm F-Mount-Objektiv zum Einsatz. Zur Erzeugung des im vorherigen Unterabschnitt 3.6.1 diskutierten Parametersatzes wurden die senkrecht zueinander abgedruckten Linien in 34 Schritten um jeweils 2,5 mm senkrecht zur Fokusebene verschoben und nach jedem Schritt ein Bild aufgenommen.

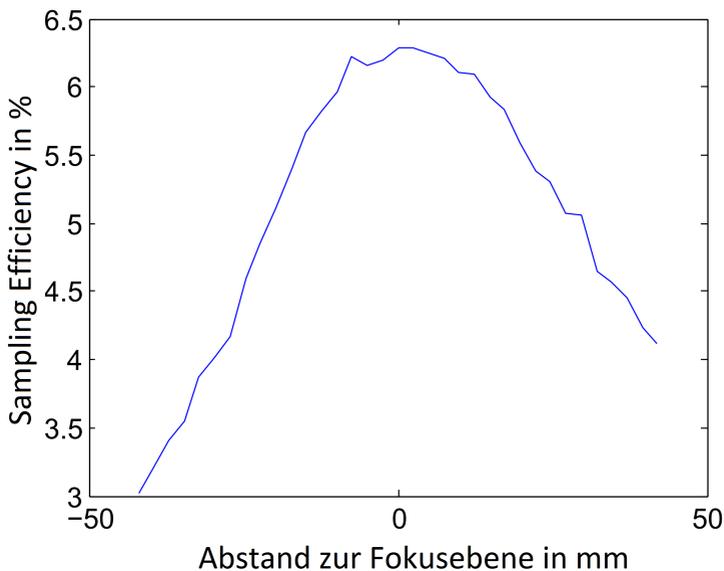


Abbildung 3.14: MTF-Messungen mit Blende 1,8.

Abbildung 3.14 stellt einen mit der Blende 1,8 erzeugten Parametersatz als die gemessene Sampling Efficiency (Parameter zur Charakterisierung von MTFs, vgl. 3.3.2.4) in Abhängigkeit vom Abstand zur Fokusebene dar. Die zugrunde liegenden Datenwerte basieren auf über 34 Bildern und wurden über mehrere MTF-Messungen entlang der Bilddiagonalen gemittelt. Experimentelle Untersuchungen haben zeigt, dass die Änderung der MTF für die hier verwendete Kamera-Objektiv-Kombination neben dem Betrag des Abstandes zur Fokusebene ebenso vom Vorzeichen dieses Wertes abhängt. Eine solche Richtungsabhängigkeit der MTF-Messung

trägt wesentlich zu Messabweichungen des Verfahrens bei, da mittels Bildanalyse nicht festgestellt werden kann, ob sich ein Partikel auf die Fokusebene zu beziehungsweise von ihr weg bewegt. Weiterhin zeigt Abbildung 3.14 trotz großer Blendenöffnung im Bereich der Fokusebene nur eine geringe Änderung der Sampling Efficiency (MTF) in Abhängigkeit vom Abstand und folglich ist eine Messung der Partikelgeschwindigkeit in diesem Bereich größeren Abweichungen unterworfen als Messungen an Partikeln mit größerem Abstand zur Fokusebene.

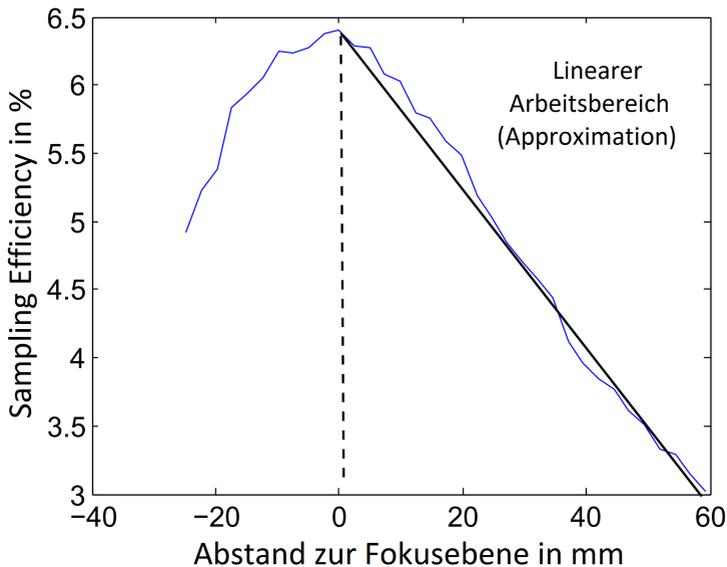


Abbildung 3.15: MTF-Messungen mit Blende 1,8 und approximiert linearem Arbeitsbereich.

Eine Möglichkeit zur eindeutigen Bestimmung der Partikelpositionen auf Basis von MTF-Messungen ist die räumliche Trennung von Messvolumen und Fokusebene mittels geeigneter Fokussierung. Abbildung 3.15 zeigt für die Blendeneinstellung 1,8 einen Arbeitsbereich, der aus Kamerasicht hinter der Fokusebene angeordnet ist. Folglich vergrößert nun ein sich von der Fokusebene wegbewegendes Partikel in jedem Fall ebenso seinen Abstand zur Kamera.

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren

Der in Abbildung 3.15 dargestellte Arbeitsbereich für eine Blendenöffnung von 1,8 kann mittels einer linearen Funktion approximiert werden, so dass der Anstieg dieser Funktion der prozentualen Änderung der MTF in Abhängigkeit von einer Änderung der Position senkrecht zur Fokusebene entspricht. Demnach lässt sich aus den Datenwerten, die Abbildung 3.15 zugrunde liegen, die folgende Gleichung ableiten:

$$P = 50,2 \text{ mm} \cdot \frac{(M1 - M2)}{\min(M1, M2)}. \quad (3.13)$$

$M1$: Sampling Efficiency am Messpunkt 1.

$M2$: Sampling Efficiency am Messpunkt 2.

P : Wegstreckendifferenz senkrecht zur Fokusebene.

Die Verifikation von Gleichung 3.13 wurde an Testmessungen mit schräg zur Fokusebene verlaufenden Linien durchgeführt. Tabelle 3.7 zeigt die mittels Laserentfernungsmesser bestimmte Differenz zwischen dem Anfangs- und Endpunkt der Linien sowie die berechnete Wegstreckendifferenz auf Basis von MTF-Messungen. Für die maximale Differenz von 4 mm zwischen beiden Messverfahren wurden die folgenden, möglichen Ursachen identifiziert:

- Die Messunsicherheit des Laserentfernungsmessers wird vom Hersteller mit 1 mm angegeben.
- Die verwendete, ursprünglich stark auf die MTF-Messung an Kanten optimierte Software weist Defizite bei der exakten Detektion von Linien auf.
- Die lineare Approximation der Werte des Parametersatzes trägt zu einer Messabweichung bei.

Zur Überprüfung des Einflusses unterschiedlicher Blendeneinstellungen wurde ein weiterer Parametersatz mit der Blendeneinstellung 5,6 erzeugt (Abb. 3.16). Erwartungsgemäß ist die Abhängigkeit der Sampling Efficiency (MTF) von der Distanz zur Fokusebene im Vergleich zur Blendeneinstellung 1,8 geringer und folglich sollte die Blende 1,8 der höheren Blendenzahl von 5,6 vorgezogen werden.

Tabelle 3.7: Mittels Laserentfernungsmesser sowie auf Basis von MTF-Messungen ermittelte Distanz.

Distanz in mm (Laser-Messung)	Distanz in mm (MTF-Messung)	Abweichung in mm
12	9	3
25	21	4
37	33	4
50	49	1
62	63	1

3.6.3 Bewertung und Eignung des MTF-basierten Verfahrens zur Bestimmung der Z-Komponente

Die im Stand der Forschung vorgeschlagenen Methoden zur Messung dreidimensionaler Geschwindigkeitsvektoren (vgl. 2.2.6) setzen eine Beleuchtungsquelle wie beispielsweise einen Laser voraus, der mittels Optiken auf einen Lichtschnitt aufgeweitet wird. Im Gegensatz dazu kommt das hier vorgestellte Messverfahren auf Basis der Modulationstransferfunktion ohne einen solchen Lichtschnitt aus, insofern die Partikel selbst Licht emittieren, wie dies beispielsweise bei thermokinetischen Beschichtungsprozessen der Fall ist.

Das Messverfahren wurde an einem experimentellen Aufbau verifiziert. Im Ergebnis zeigt sich, dass für die verwendete Kamera-Objektiv-Kombination die dritte Komponente eines Geschwindigkeitsvektors erfasst werden kann. Die Abweichung der hierzu erforderlichen Bestimmung der Wegstrecke von den Ergebnissen mittels Laserentfernungsmesser durchgeführter Referenzmessungen beträgt bis zu 4 mm, wobei die Messunsicherheit des Laserentfernungsmessers vom Hersteller mit 1 mm angegeben wurde.

3 Messgenauigkeit von 2D-PIV-Messverfahren

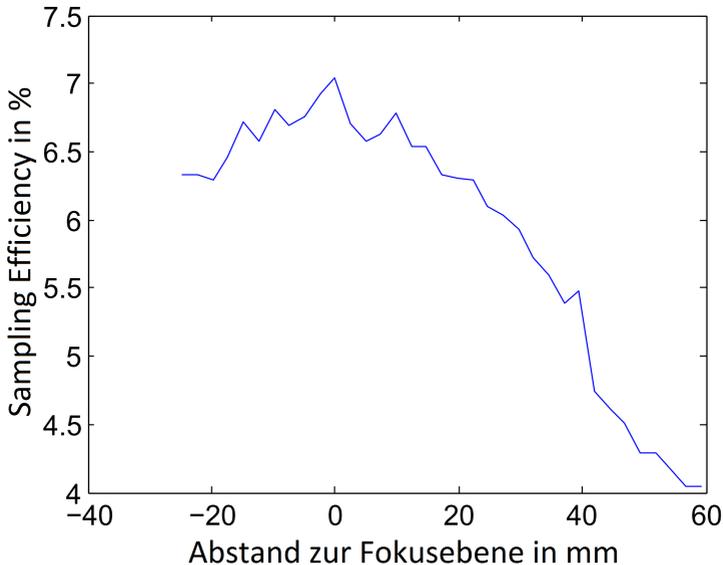


Abbildung 3.16: MTF-Messungen mit Blende 5,6.

Messungen mittels des hier vorgestellten 3D-Continuous-PIV-Verfahrens an thermokinetischen Beschichtungsprozessen konnten weder an Bildaufnahmen realer Messungen, noch an Bildern virtueller Messungen eine Bewegung der Partikel senkrecht zur Fokusebene der bildgebenden Optik detektieren. Dies ist im Wesentlichen darauf zurückzuführen, dass bei thermokinetischen Beschichtungsprozessen Partikelbewegungen senkrecht zur Fokusebene innerhalb des betrachteten Messvolumens in Relation zu anderen Störeinflüssen vernachlässigbar klein sind (vgl. 3.5).

4 Classical Particle Image Velocimetry auf Basis einer Continuous Particle Image Velocimetry-Messanordnung

Für die Messung von Geschwindigkeiten selbstleuchtender Partikel, die bei thermodynamischen Beschichtungsprozessen primär zur Ausbildung der Beschichtung beitragen, erfordert das Continuous-PIV-Verfahren als Messanordnung lediglich ein kostengünstiges Kamerasystem zur Aufnahme von Einzelbildern mit durchschnittlicher Belichtungszeit. Die auf diesen Einzelbildern aufgrund von Bewegungsunschärfe abgebildeten Partikeltrajektorien, werden individuell für jedes Partikel analysiert. Dies bedingt eine Korrelation der Laufzeit der bisher vorgestellten Continuous-PIV-Auswertelgorithmen mit der Anzahl der detektierten Partikeltrajektorien. Eine solche Abhängigkeit der Laufzeit der Auswertelgorithmen vom Bildinhalt erschwert sowohl die Ermittlung der maximalen Laufzeit einer Messung, wie sie für eine Echtzeit-Prozessüberwachung erforderlich ist, als auch eine Hardware-basierte Beschleunigung der Algorithmen zur Erzielung hoher Messfrequenzen erheblich (vgl. 2.3).

Das Classical-PIV-Verfahren basiert auf Korrelationen, deren Anzahl und Laufzeit nicht vom Bildinhalt abhängen. Diese Unabhängigkeit der Anzahl und Art der Rechenschritte vom Bildinhalt ermöglicht auf einfache Weise die Bestimmung der Laufzeit der Algorithmen. Des Weiteren kann eine hohe Wiederholrate für die Messungen mittels Hardware-Beschleunigung erreicht werden. (vgl. 2.3).

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

Ein Nachteil des Classical-PIV-Verfahrens gegenüber Continuous-PIV ist die komplexere Messanordnung. Classical-PIV erfordert die zweimalige Abbildung der Partikel kurz hintereinander sowie mit einer kurzen Belichtungszeit, welche die Verschlusszeiten typischer Kamerasysteme unterschreitet [73]. Aus diesem Grund wird die Belichtung mittels eines gepulsten Lasers oder einem dem Kamerasystem vorgeschalteten Lichtverstärker mit kurzer Verschlusszeit realisiert. Die beiden Belichtungen werden entweder auf zwei Bildaufnahmen verteilt oder es erfolgt die Doppelbelichtung eines Einzelbildes. Anschließend wird beim Einzelbildverfahren das Bild in mehrere quadratische Segmente, sogenannte Interrogation Windows, aufgeteilt und autokorreliert. Das Ergebnis enthält für jedes Interrogation Window einen Verschiebungsvektor der Partikelabbildungen, der den Versatz zwischen der ersten und zweiten Belichtung repräsentiert. Analog zum Einzelbildverfahren werden beim Verfahren auf Basis von zwei Bildern die jeweils zugehörigen Interrogation Windows beider Aufnahmen miteinander kreuzkorreliert (vgl. 2.3). Abbildung 4.1 zeigt die Vorgehensweise für das Einzelbildverfahren. Die dargestellten Verschiebungsvektoren entsprechen den Partikelgeschwindigkeiten skaliert mit einem Faktor, der die Zeitdauer zwischen beiden Belichtungen sowie den Abbildungsmaßstab des Kamerasystems berücksichtigt.

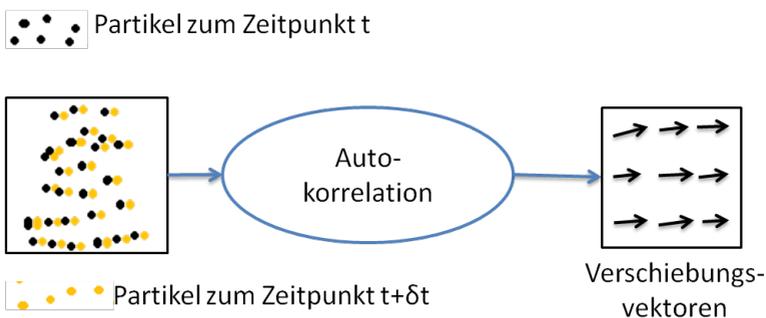


Abbildung 4.1: Schematische Darstellung des Classical Particle-Image-Velocimetry-Einzelbildverfahrens.

In diesem Kapitel werden Techniken diskutiert, welche die folgenden Vorteile der beiden Verfahren Classical-PIV und Continuous-PIV miteinander kombinieren [57, 92, 90]:

- Messordnung des Continuous-PIV-Verfahrens auf Basis eines einfachen Kamerasystems, Erfassung der Partikeltrajektorien aufgrund von Bewegungsunschärfe.
- Classical-PIV-Auswertalgorithmus mit konstanter, Bildinhalt-unabhängiger Laufzeit.

Ein Messverfahren mit den aufgelisteten Eigenschaften kann mittels Extraktion der Start- und Endpunkte der abgebildeten Partikeltrajektorien realisiert werden. Die extrahierten Punkte dienen als Eingabedaten für den Classical-PIV-Auswertalgorithmus. Hierbei entspricht die Belichtungszeit dem Zeitintervall δt des Classical-PIV-Verfahrens. Abbildung 4.2 zeigt die Extraktion der Start- und Endpunkte durch den Einsatz von Bildfiltern.

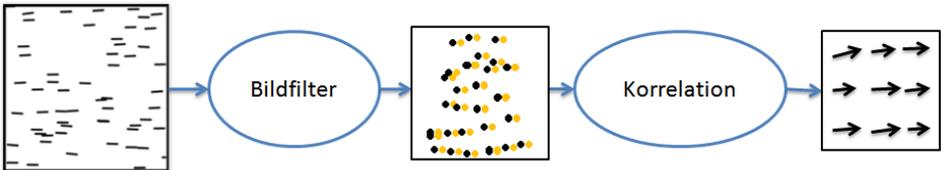


Abbildung 4.2: Extraktion der Start- und Endpunkte aus abgebildeten Partikeltrajektorien sowie die anschließende Anwendung des Classical-PIV-Verfahrens auf Basis der Korrelation.

Die Zeitkomplexität [104] der 2D-Korrelationen des Classical-PIV-Verfahrens wird mit $\mathcal{O}(n \log \sqrt{z})$ abgeschätzt, wobei z der Anzahl der Pixel eines Interrogation Window und n der Pixelanzahl eines Bildes entspricht. Die Größe einzelner Interrogation Windows beträgt meist zwischen 8×8 und 128×128 Pixeln [86, 119, 7].

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

Im Folgenden ist die Abschätzung erläutert: Ein Bild der Dimensionen x, y enthält $x \cdot y = n$ Pixel. Die zu korrelierenden, quadratischen Interrogation Windows bestehen aus z^2 Pixeln und für die 2D-Korrelation eines Interrogation Window beträgt der Aufwand $\mathcal{O}(z^2 \log \sqrt{z})$. Die Anzahl der Interrogation Windows wird mit $\frac{x}{z} \cdot \frac{y}{z} = \frac{n}{z^2}$ abgeschätzt und folglich ergibt sich ein Gesamtaufwand von $\mathcal{O}(n \log \sqrt{z})$.

Die Zeitkomplexität der Bildfilter (Abb. 4.2) pro Messung sollte die Zeitkomplexität des Classical-PIV-Algorithmus nicht erhöhen. Daher werden lediglich Filtertechniken mit einer linearen Komplexität $\mathcal{O}(n)$ sowie mit super-linearer Komplexität $\mathcal{O}(n \log n)$ [104] hinsichtlich der Pixelanzahl n in Betracht gezogen. Weiterhin darf die Laufzeit pro Messvorgang nicht vom Bildinhalt abhängen, um die Eigenschaft der Bildinhalt-unabhängigen Laufzeit von Classical-PIV-Auswerteverfahren auch mit Filterung beizubehalten.

Dieses Kapitel ist wie folgt gegliedert: Im ersten Abschnitt werden die mathematischen Grundlagen des Classical-PIV-Verfahrens beschrieben. Bezüglich der Auswahl geeigneter Bildfilter wurden die morphologische Bilddatenverarbeitung [76] sowie die Kanten- und Feature-Detektoren Harris [103], Features from Accelerated Segment Test [97] und Laplacian of Gaussian [44] analysiert. Die Ergebnisse sind in den Abschnitten 2 und 3 dargestellt. Weitere Verfahren werden in Abschnitt 4 diskutiert.

Abschnitt 5 beschreibt eine Erweiterung des Sobel-Operators sowie ein Bildfilter zur Extraktion der Start- und Endpunkte abgebildeter Partikeltrajektorien auf Basis dieses erweiterten Sobel-Operators. Die Zeitkomplexität dieses Bildfilters ist linear von der Pixelanzahl abhängig.

Im Abschnitt 6 wird ein Verfahren zur automatisierten Verifikation der Bildfilter zur Extraktion der Start- und Endpunkte diskutiert und Abschnitt 7 beschreibt ein automatisiertes Verfahren zur Korrektur der Messergebnisse sowie die Berücksichtigung verschiedener Einflussfaktoren auf die Messergebnisse. Beide Ansätze sind allgemeingültig und auf jeden Bildfilter zur Extraktion der Start- und Endpunkte abgebildeter Partikeltrajektorien anwendbar.

In Abschnitt 8 werden die in den Abschnitten 6 und 7 vorgestellten Ansätze auf den Sobel-Operator-basierten Bildfilter (Abschnitt 5) angewendet und es werden die Messergebnisse diskutiert.

4.1 Mathematische Grundlagen des Classical Particle Image Velocimetry-Verfahrens

Classical-PIV-Verfahren basieren auf Korrelationen von Bilddaten sowie der Analyse der Ergebnisse der Korrelationen (Abbildung 4.1 und 4.2). Mittels Subpixel-Interpolation der Korrelationsergebnisse kann die örtliche Auflösung der Messergebnisse um mehrere Ordnungen erhöht werden [74]. In den folgenden beiden Unterabschnitten werden die Korrelation sowie die Subpixel-Interpolation beschrieben.

4.1.1 Korrelation

In diesem Unterabschnitt werden Kreuzkorrelation und Autokorrelation auf die Faltung zurückgeführt: Die diskrete Faltung zweier eindimensionaler Signale ist definiert als

$$(f * g)[n] \triangleq \sum_{m=-\infty}^{\infty} f[m] g[n - m]. \quad (4.1)$$

Zur Faltung zweidimensionaler Signale wird Gleichung 4.1 erweitert zu

$$(f * g)[n_1, n_2] \triangleq \sum_{m_1=-\infty}^{\infty} \sum_{m_2=-\infty}^{\infty} f[m_1, m_2] g[n_1 - m_1, n_2 - m_2]. \quad (4.2)$$

Kreuzkorrelation

Für das Classical-PIV-Verfahren auf Basis von zwei Bildaufnahmen wird die zweidimensionale Kreuzkorrelation verwendet. Diese ist definiert als

$$f \star g = f^*(-m_1, -m_2) * g, \quad (4.3)$$

wobei f^* der komplexen Konjugation von f entspricht und für reale Bilddaten $f^* = f$ gilt. Die zweidimensionale Kreuzkorrelation wird folglich mittels Gleichung 4.4 beschrieben und ist mittels Rotation des zweiten Operanden auf eine Faltungsoperation zurückführbar [14, 81, 85].

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

$$f \star g = CC(f, g)[n_1, n_2] \triangleq \sum_{m_1=0}^{M_1-1} \sum_{m_2=0}^{M_2-1} f[m_1, m_2] g[n_1 + m_1, n_2 + m_2]. \quad (4.4)$$

Die Dimensionen $S = [S_1, S_2]$ der Ergebnismatrix einer zweidimensionalen Korrelation betragen $[S_1 = M_1 + N_1 - 1, S_2 = M_2 + N_2 - 1]$, wobei $[M_1, M_2]$ und $[N_1, N_2]$ den Dimensionen der korrelierten Matrizen entsprechen. Die Partikelwegstrecke \vec{o}_{vl} wird auf Basis der Matrix S mittels Gleichung 4.5 als Verschiebungsvektor bestimmt.

$$\vec{o}_{vl} = \arg \text{Max}(CC(f, g)) - S/2 - [1, 1]. \quad (4.5)$$

Die in Gleichung 4.4 dargestellte Korrelation hat einen Aufwand von $\mathcal{O}(n^2)$ hinsichtlich der Pixelanzahl n . Dieser Aufwand kann mittels Anwendung der Fouriertransformation (FFT) auf $\mathcal{O}(n \log n)$ reduziert werden, da analog zum Faltungstheorem (Gleichung 4.6) auch Gleichung 4.7 gilt. Für die Fouriertransformation \mathcal{F} sowie die inverse Fouriertransformation \mathcal{F}^{-1} beträgt der Aufwand $\mathcal{O}(n \log n)$ und die elementweise Multiplikation hat einen linearen Aufwand von $\mathcal{O}(n)$, so dass der gesamte Aufwand einer mittels Fouriertransformation durchgeführten Korrelation mit $\mathcal{O}(n \log n)$ abgeschätzt wird.

$$\mathcal{F}\{f * g\} = \mathcal{F}\{f\} \cdot \mathcal{F}\{g\}, \quad (4.6)$$

$$\mathcal{F}\{f \star g\} = (\mathcal{F}\{f\})^* \cdot \mathcal{F}\{g\}, \quad f \star g = \mathcal{F}^{-1}\{(\mathcal{F}\{f\})^* \cdot \mathcal{F}\{g\}\}. \quad (4.7)$$

\mathcal{F} : Fouriertransformation.

\mathcal{F}^{-1} : Inverse Fouriertransformation.

$a \cdot b$: Elementweise Multiplikation der diskreten Signale a, b (Hadamard Multiplikation).

Autokorrelation

Für das Classical-PIV-Verfahren auf Basis einer Einzelbildaufnahme wird die Autokorrelation verwendet. Diese ist definiert als die Kreuzkorrelation eines Signales mit sich selbst (Gl. 4.8). Bei der Autokorrelation befindet sich in der Ergebnismatrix das Maximum unabhängig von den Eingabedaten im Mittelpunkt der Matrix. Der Verschiebungsvektor wird auf Basis der Position des Maximums zweiter Ordnung bestimmt.

$$AC(f)[n_1, n_2] = CC(f, f) \triangleq \sum_{m_1=0}^{M_1-1} \sum_{m_2=0}^{M_1-1} f[m_1, m_2] f[n_1 + m_1, n_2 + m_2]. \quad (4.8)$$

Zur Berechnung der Autokorrelation mittels FFT wird Gleichung 4.9 angewandt, so dass hier im Gegensatz zur Kreuzkorrelation lediglich eine Hin- und eine Rücktransformation durchgeführt werden.

$$\mathcal{F}\{f \star f\} = (\mathcal{F}\{f\})^* \cdot \mathcal{F}\{f\}, \quad f \star f = \mathcal{F}^{-1}\{(\mathcal{F}\{f\})^* \cdot \mathcal{F}\{f\}\}. \quad (4.9)$$

Gleichung 4.10 zeigt ein Minimalbeispiel für die Autokorrelation. Ein Partikel wurde zweimal in einem Bild abgebildet und die Daten dieses Bildes werden von Matrix A repräsentiert. Die Matrix AC entspricht dem Ergebnis der Autokorrelation von A und der Verschiebungsvektor beträgt $\vec{o}_{vl} = \pm[3, 0]$. Das Vorzeichen ist aufgrund der Symmetrie der Matrix AC mittels Autokorrelation nicht eindeutig bestimmbar und wird vom Nutzer, beispielsweise aufgrund einer bekannten, bevorzugten Flugrichtung der Partikel, festgelegt. Hierbei ist eine Vorgabe nicht für jedes einzelne Interrogation Window erforderlich. Vielmehr können vereinzelt, über das gesamte Bild verteilte Vorgaben des Vorzeichens zur Interpolation der Vorzeichen aller Interrogation Windows genutzt werden, indem ein bekanntes oder gesetztes Vorzeichen auf benachbarte Interrogation Windows propagiert wird.

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}; AC(A, A) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & \mathbf{1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (4.10)$$

4.1.2 Subpixel-Interpolation

Zur Erhöhung der örtlichen Auflösung der Korrelationsergebnisse wird für einen gegebenen Maximalwertpixel X und dessen unmittelbare, von der Funktion f repräsentierten Nachbarpixel mittels Optimierung auf Basis der Newton-Methode eine neue Maximalwertposition X^* berechnet. Gleichung 4.11 beschreibt die Optimierung für eine Dimension in x-Richtung. Analog dazu wird die Optimierung in y-Richtung durchgeführt. Beide Dimensionen werden getrennt voneinander betrachtet [75].

$$X^* = X - \frac{f'}{f''}, \quad (4.11)$$

$$f(X + h) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{h^n}{n!} f^{(n)}(X). \quad (4.12)$$

Auf Basis der Taylorreihe (Gl. 4.12) können f' und f'' (Gl. 4.11) approximiert werden. Für f' wird die Entwicklung bis zur 2. Ordnung durchgeführt (Gl. 4.13).

$$f(X + h) = f(X) + hf'(X) + \frac{h^2}{2} f''(X) + R_2(X). \quad (4.13)$$

Unter Nutzung der Gleichung 4.13 für $f(X + 1)$ und $f(X - 1)$ kann dann der zur Bestimmung von f' erforderliche, zentrale Differenzenquotient berechnet werden (Gl. 4.14).

$$f(X + 1) - f(X - 1) \approx 2f'(X), \quad (4.14)$$

$$f(X+h) = f(X) + hf'(X) + \frac{h^2}{2}f''(X) + \frac{h^3}{6}f^{(3)}(X) + R_3(X). \quad (4.15)$$

Für f'' wird die Taylorentwicklung dritter Ordnung durchgeführt (Gl. 4.15) und es folgt Gl. 4.16 mittels Einsetzen analog zur Bestimmung von f' .

$$2f(X-1) - 4f(X) + 2f(X+1) \approx 2f''(zX). \quad (4.16)$$

Mit Gleichung 4.14 und 4.16 kann 4.11 formuliert werden als:

$$X^* = X + \frac{f(X-1) - f(X+1)}{2f(X-1) - 4f(X) + 2f(X+1)}. \quad (4.17)$$

Mittels Suche des Maximalwertes wird die Position eines Partikels oder eines Peaks bis auf ein Pixel genau ermittelt. Die tatsächliche Position befindet sich im Allgemeinen zwischen dem Maximalwert-Pixel und einem seiner Nachbarpixel. Die Differenz zwischen dem Maximalwert-Pixel und der tatsächlichen Position beträgt folglich weniger als ein Pixel.

Ausgehend vom Maximalwert-Pixel ist zur Bestimmung der tatsächlichen, Subpixel-genauen Position des Maximums die Berücksichtigung der Funktion erforderlich, welche die Objektbilddaten repräsentiert. Diese Funktion wird für Partikelabbildungen und Peaks in Korrelationsergebnissen mit einer Gauß-Funktion approximiert (Gl. 4.18).

$$I(X) = I_0 \exp \left[\frac{-(X - X_0)^2}{2\sigma^2} \right]. \quad (4.18)$$

Bei der Gauß-Funktion handelt es sich um eine Exponentialfunktion. Folglich wird zur Bestimmung der Differenz zwischen dem Maximalwert-Pixel und der tatsächlichen Position des Maximums ein logarithmischer Ansatz gewählt (Gl. 4.19). Mittels Substitution (Gl. 4.20) folgt Gleichung 4.21, welche generell wie in den Classical-PIV-Software-Werkzeugen PIVlab [112] und OpenPIV [95] zur Subpixel-Interpolation verwendet werden kann.

$$X^* = X - \frac{(\log I(X))'}{(\log I(X))''}, \quad (4.19)$$

$$\log(I(X)) = f(X), \quad (4.20)$$

$$X^* = X + \frac{\log(I(X-1)) - \log(I(X+1))}{2\log(I(X-1)) - 4\log(I(X)) + 2\log(I(X+1))}. \quad (4.21)$$

4.2 Morphologische Bildverarbeitung zur Kombination des Classical-PIV mit dem Continuous-PIV Messverfahren

Bei der morphologischen Bildverarbeitung werden zweidimensionale Masken mit den Elementen "0", "1" und "don't care" mit jedem Pixel eines binären Bildes sowie dessen Nachbarn verglichen. In Abhängigkeit der Übereinstimmung mit der Maske wird der Wert des betrachteten Pixels im Ergebnisbild beibehalten oder auf einen definierten Wert ("0" oder "1") geändert [76].

In diesem Abschnitt wird die Detektion der Start- und Endpunkte abgebildeter Partikeltrajektorien mittels morphologischer Bildverarbeitung untersucht. Der erste Unterabschnitt thematisiert die Binarisierung der Bilddaten, da die morphologische Bildverarbeitung auf binarisierte Bilddaten angewandt wird. Im zweiten Unterabschnitt folgt die Analyse der Anwendung morphologischer Operatoren auf die binarisierten Bilddaten.

4.2.1 Binarisierung der Bilddaten

Eine Binarisierung überführt farbige oder Grauwert-Bilddaten in ein binäres Farbformat, so dass jedes Pixel von einem binären Wert repräsentiert wird. Bei der Binarisierung wird typischerweise jeder Pixelwert mit einem vorbestimmten Schwellenwert verglichen. Pixelwerten unterhalb des Schwellenwertes wird eine "0" und allen anderen Werten wird eine "1" zugewiesen.

In diesem Unterabschnitt wird die Überführung von Grauwert-Bildern mit abgebildeten Partikeltrajektorien in Binärbilder behandelt. Hierbei werden Objektpixel mit "1" und Hintergrundpixel mit "0" dargestellt. Es folgt eine Klassifikation existierender Verfahren zur Binarisierung von Bilddaten sowie eine Analyse der Eignung dieser Verfahren zur Anwendung auf Bilder mit abgebildeten Partikeltrajektorien.

Im Folgenden wird eine von Sezgin [102] motivierte Klassifikation von Verfahren zur Binarisierung von Bilddaten aufgeführt.

Binarisierung auf Basis von Histogrammen

Eine weitverbreitete Methode zur Binarisierung von Bilddaten unterteilt die Histogramm-Kurve des Grauwert-Bildes in zwei Intervalle A und B. Alle im Intervall A enthaltenen Pixelwerte werden auf schwarz und alle im Intervall B vorhandenen Pixelwerte werden auf weiß abgebildet, wobei die Grenze zwischen den Intervallen den Schwellenwert repräsentiert. Die Einteilung des Histogramms in zwei Intervalle und die damit einhergehende Bestimmung eines Schwellenwertes wird häufig auf Basis einer Analyse der Scheitelpunkte der Histogrammkurve durchgeführt.

Binarisierung auf Basis von Cluster-Verfahren

Cluster-basierte Verfahren ordnen Punkte des Hintergrundes und des Vordergrundes zwei verschiedenen Clustern zu. Die Zuordnung erfolgt mittels statistischer Methoden wie beispielsweise der Nächste-Nachbarn-Klassifikation [22]. Ein klassisches Verfahren ist die Otsu-Methode, welche die Varianz der Pixelwerte zwischen beiden Clustern maximiert und die Varianz von Pixelwerten innerhalb eines Clusters minimiert.

Binarisierung auf Basis von Entropie-Verfahren

Ein Verfahren auf Basis der Analyse der Entropie ist die Methode nach Kapur [48]. Bei diesen Verfahren werden Hintergrund und Vordergrund als zwei Signalquellen betrachtet. Eine Partitionierung gilt als optimal gewählt, wenn die Summe der Entropien beider Signalquellen ein Maximum erreicht.

Binarisierung auf Basis von Spatial Thresholding-Verfahren

Diese Verfahren nutzen zur Berechnung eines Schwellenwertes neben der Grauwertverteilung weitere Funktionen wie die Korrelationen der Bilddaten und Auftretswahrscheinlichkeiten. Eine weitere Möglichkeit ist die Erfassung der räumlichen Struktur von Hinter- und Vordergrund auf Basis von a-posteriori Wahrscheinlichkeiten.

Binarisierung auf Basis von Lokalen Verfahren

Lokale Verfahren berechnen für jedes Pixel einen individuellen Schwellenwert basierend auf den Werten der jeweiligen unmittelbaren und mittelbaren Nachbarpixel. Folglich sind diese Verfahren robust gegenüber einer inhomogenen Verteilung der Bildhelligkeit. Zu den etablierten, lokalen Verfahren zählen die Bernsen-, Niblack-, Palumbo-, Sauvola-, Sigma- und White-Methode [102].

Vergleich der Verfahren zur Binarisierung auf Basis virtueller Messungen

Zur Bewertung der Qualität einer Binarisierung werden folgende Kriterien spezifiziert:

1. Erhalt möglichst vieler Partikel.
2. Minimierung der Wirkung des Bildrauschens auf die Binarisierung der Partikel.
3. Entfernen von Bildrauschen in Bildregionen ohne Partikel.

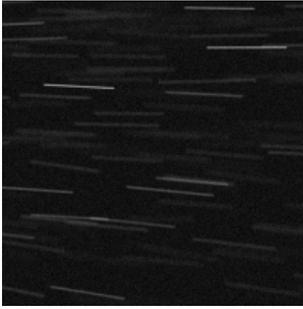
Die in diesem Unterabschnitt (4.2.1) aufgeführten Binarisierungsverfahren wurden auf Bilder mit abgebildeten Partikeltrajektorien angewendet und die Ergebnisse wurden verglichen. Abbildung 4.3 zeigt in Auszügen die Ergebnisse am Beispiel einer Bildaufnahme eines thermokinetischen Beschichtungsprozesses. Die visuelle Analyse der Ergebnisse führt zu zwei Beobachtungen:

1. Die Bernsen-Methode ist optimal bezüglich einer Kombination der Kriterien 1 und 2.

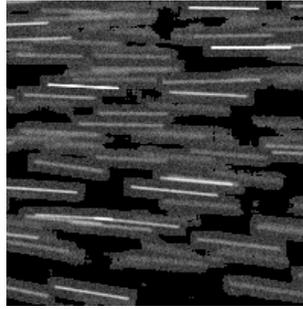
4.2 Morphologische Bildverarbeitung: Classical-PIV und Continuous-PIV

2. Die Sigma-Methode ist optimal bezüglich einer Kombination der Kriterien 1 und 3.

Aufgrund dieser Beobachtungen wird zur Binarisierung der Bilddaten, die für eine morphologische Bildverarbeitung erforderlich ist, eine Und-Verknüpfung der Bernsen- und Sigma-Ergebnisse gewählt. Dies ermöglicht eine Minimierung der Wirkung des Bildrauschens auf die Binarisierung der Partikel bei gleichzeitigem Erhalt möglichst vieler Partikelabbildungen (Abb. 4.4).



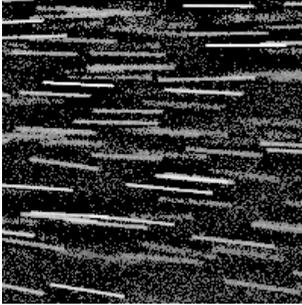
(a) Original.



(b) Sigma.



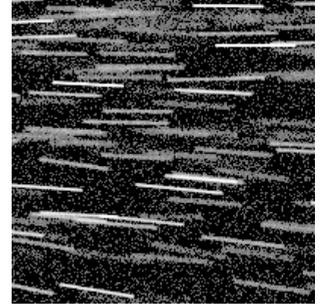
(c) Niblack.



(d) Sauvola.



(e) Bernsen.



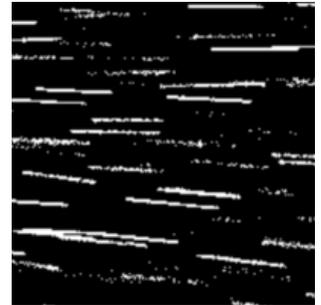
(f) Palumbo.



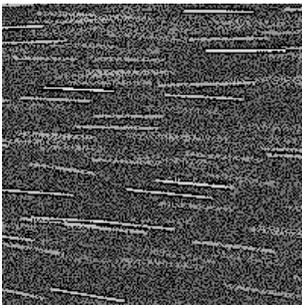
(g) Otsu.



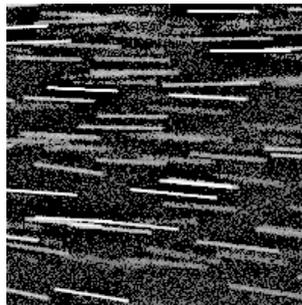
(h) Histogram.



(i) White.



(j) Gaussian blurred.



(k) Entropie [48].



(l) Spatial (Huang).

Abbildung 4.3: Anwendung verschiedener Verfahren zur Binarisierung. Der Kontrast wurde für eine verbesserte Darstellung angehoben.

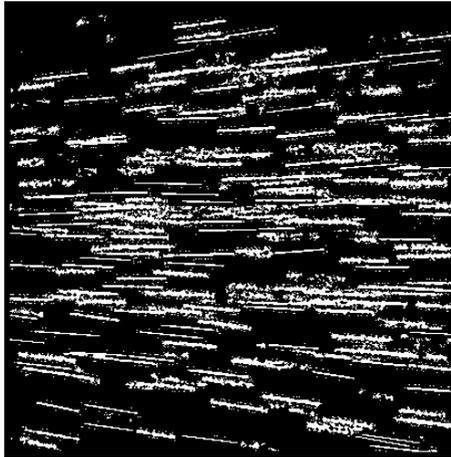


Abbildung 4.4: Binarisiertes Bild, Kombination von Bernsen und Sigma.

4.2.2 Morphologischer Ansatz

Nach einer Binarisierung enthalten die Bilddaten Partikeltrajektorien sowie Noise-pixel, die von Bildrauschen und kleinen Segmenten von Partikeltrajektorien hervorgerufen werden (Abb. 4.4). Eine Detektion der Start- und Endpunkte der Partikeltrajektorien auf Basis dieser Bilddaten führt zu einer signifikanten Verfälschung der Messergebnisse, da die Noisepixel ebenfalls als Partikeltrajektorie oder als Start- oder Endpunkt interpretiert werden.

Die Morphologische Bildverarbeitung der binären Bilddaten basiert auf dem Vergleich der Bilddaten mit vorgegebenen Bitmasken. Zur Erfassung der von den Partikeln zurückgelegten Wegstrecken werden die folgenden beiden Verarbeitungsschritte durchgeführt: In einem ersten Schritt werden Noisepixel (Störpixel) entfernt. Der zweite Schritt umfasst die Erfassung der Start- und Endpositionen der Partikeltrajektorien.

Entfernen von Noisepixeln

Zur Eliminierung der Noisepixel wird das binäre Bild zeilenweise durchlaufen und es wird für jedes Pixel die Übereinstimmung der Nachbarschaft des Pixels mit vorgegebenen Bitmasken geprüft. Passt eine der Bitmasken, so bleibt das Pixel erhalten, andernfalls wird es im Ergebnisbild gelöscht [76].

Aufgrund der Varianz dieser Masken hinsichtlich einer Rotation wird für jeden möglichen Winkel eine Maske benötigt. Die Matrizen 4.22 und 4.23 zeigen solche Bitmasken zur Überprüfung der Zugehörigkeit eines Pixels zu einer Linie für Trajektorien mit einem Winkel zwischen 0 Grad und 90 Grad zur Horizontalen. Das aktuell betrachtete Pixel ist fett dargestellt und ein Stern ("*") repräsentiert ein don't care. Für die Winkel von 90 Grad bis 360 Grad sind weitere Masken analog zu den Matrizen 4.22 und 4.23 erforderlich.

$$\left(\mathbf{1} \quad \mathbf{1} \quad \mathbf{1} \quad \mathbf{1} \right); \left(\begin{array}{cccc} * & * & * & \mathbf{1} \\ \mathbf{1} & \mathbf{1} & \mathbf{1} & * \end{array} \right); \left(\begin{array}{cccc} * & * & \mathbf{1} & \mathbf{1} \\ \mathbf{1} & \mathbf{1} & * & * \end{array} \right); \left(\begin{array}{cccc} * & * & * & \mathbf{1} \\ & * & \mathbf{1} & * \\ \mathbf{1} & \mathbf{1} & * & * \end{array} \right), \quad (4.22)$$

$$\left(\begin{array}{cccc} * & * & * & \mathbf{1} \\ & * & \mathbf{1} & * \\ & \mathbf{1} & * & * \\ \mathbf{1} & * & * & * \end{array} \right); \left(\begin{array}{cccc} * & * & * & \mathbf{1} \\ & \mathbf{1} & \mathbf{1} & * \\ \mathbf{1} & * & * & * \end{array} \right); \left(\begin{array}{ccc} * & * & \mathbf{1} \\ & \mathbf{1} & * \\ & \mathbf{1} & * \\ \mathbf{1} & * & * \end{array} \right). \quad (4.23)$$

Abbildung 4.5 zeigt die Ergebnisse der morphologischen Verarbeitung am Beispiel einer Partikeltrajektorie. Der Grad der Filterung der Noisepixel hängt von der Maskengröße und von der Anzahl der Iterationen ab. Die besten Ergebnisse werden mit großen Masken und mehreren Iterationen erreicht.

Erfassung der Start- und Endpositionen der Partikeltrajektorien

Die abgebildeten Partikeltrajektorien entsprechen geraden Linien. Die Start- und Endpunkte dieser Linien können auf Basis von Vergleichen mit vorgegebenen Bitmasken detektiert werden. Gleichung 4.24 zeigt die Bitmasken zur Detektion des

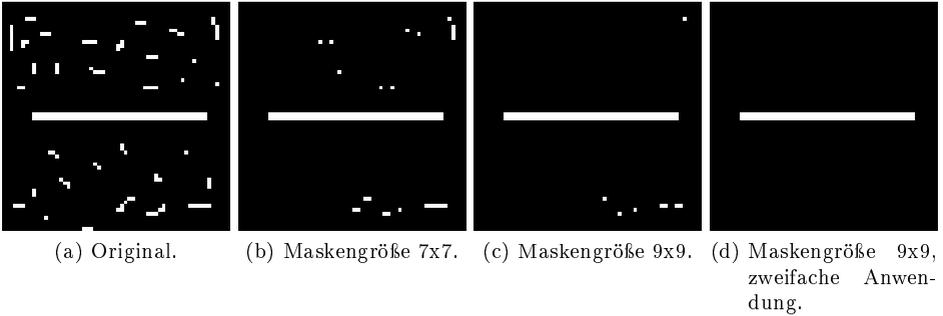


Abbildung 4.5: Filterung mittels morphologischer Bildverarbeitung.

Startpunktes horizontaler Trajektorien. Zusätzlich werden Vergleiche mit weiteren Masken zur Detektion der Endpunkte sowie für vertikal und schräg verlaufende Partikeltrajektorien durchgeführt. Nach der morphologischen Verarbeitung folgt die Korrelation der Bilddaten zur Bestimmung der Verschiebungsvektoren (vgl. 4.1.1).

$$\begin{pmatrix} * & * & 0 & 0 \\ & 0 & 0 & \mathbf{1} \\ & * & 0 & * \end{pmatrix}; \begin{pmatrix} * & * & 0 & * \\ & 0 & 0 & \mathbf{1} \\ & * & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (4.24)$$

Anwendung morphologischer Operatoren am Beispiel des Continuous-PIV-Verfahrens

Abbildung 4.6 zeigt für eine Beispielaufnahme die Ergebnisse der Bernsen Methode (a) sowie die Kombination der Ergebnisse von Bernsen und Sigma (b). Auf Basis der binarisierten Bilddaten sind mehrere Durchläufe zur Entfernung der Noisepixel erforderlich (c, d, e). Anschließend folgt die Detektion der Start- und Endpunkte der Partikeltrajektorien (f).

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

Die morphologische Bildverarbeitung ermöglicht die Detektion der Start- und Endpunkte von Partikeltrajektorien. Die Varianz der verwendeten Bitmasken gegenüber einer Rotation der Partikeltrajektorien erfordert es, Vergleiche der Bilddaten mit einer Vielzahl von Bitmasken durchzuführen. Deshalb eignet sich das Verfahren ideal zur Parallelisierung. Weiterhin ist die Entfernung von Noisepixeln, die während der Binarisierung aufgrund des vorhandenen Bildrauschens erzeugt wurden, mittels mehrerer Iterationen morphologischer Rechenoperationen erforderlich, damit die Noisepixel nicht als Partikeltrajektorie detektiert werden. Dies führt zu einem hohen Rechenaufwand bei der Detektion der Start- und Endpunkte.

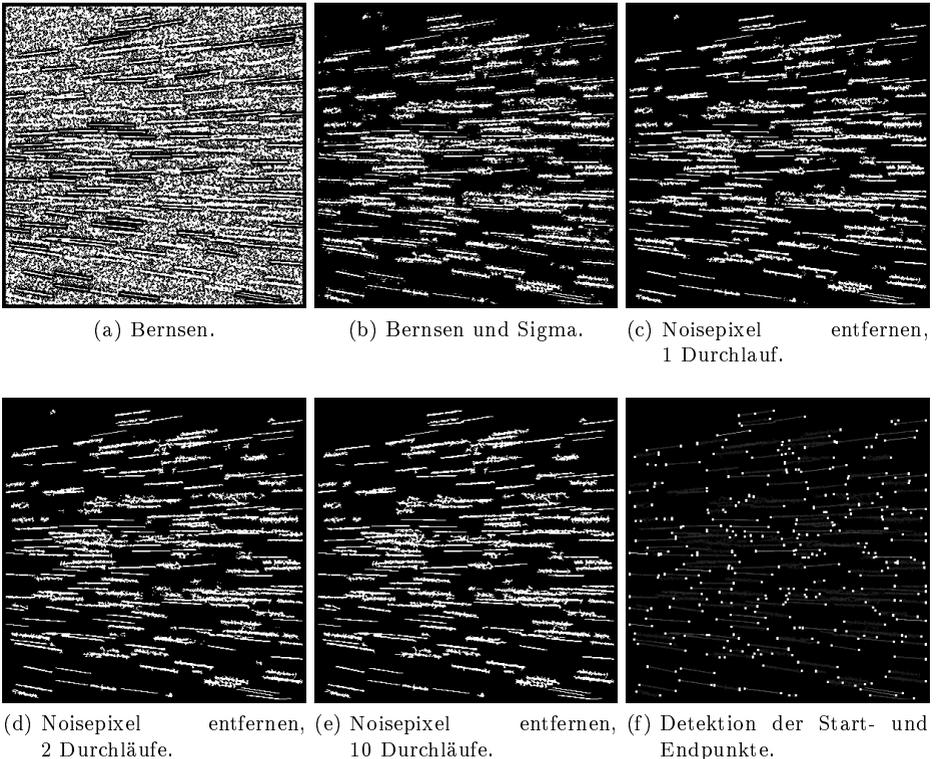


Abbildung 4.6: Morphologische Bildverarbeitung.

4.3 Kanten- und Feature-Detektion zur Kombination des Classical-PIV mit dem Continuous-PIV Messverfahren

Im vorherigen Abschnitt wurden morphologische Operationen zur Extraktion der Start- und Endpositionen von Partikeltrajektorien aus Bilddaten verifiziert. Die Anwendung dieser Operationen erfordert einen hohen Rechenaufwand aufgrund der Varianz morphologischer Bildverarbeitung gegenüber Rotation (vgl. 4.2).

In diesem Abschnitt werden hinsichtlich Rotation invariante Verfahren zur Detektion der Start- und Endpunkte untersucht. Aufgrund dieser Rotationsinvarianz erfolgt die Bearbeitung der Bilddaten unabhängig vom Winkel der abgebildeten Partikeltrajektorien und in linearer Zeit [104], so dass ein hoher Datendurchsatz erzielbar ist. In den folgenden Unterabschnitten 1 bis 3 wird der Stand der Forschung hinsichtlich der Detektoren Harris [103], Features from Accelerated Segment (FAST) [97] sowie Laplacian of Gaussian (LoG) [44] vorgestellt. Anschließend folgt in Unterabschnitt 4 eine Bewertung dieser Detektoren bezüglich ihrer Eignung zur Filterung der Start- und Endpositionen von abgebildeten Partikeltrajektorien.

4.3.1 Der Harris-Operator

Der Harris-Operator detektiert Kanten und Ecken auf Basis der Messung der Ähnlichkeit eines Punktes zu seiner unmittelbaren Umgebung. Die Punkte einer Fläche besitzen zueinander eine hohe Ähnlichkeit, während ein Eckpunkt wenig ähnlich zu seiner unmittelbaren Umgebung ist. Für ein Bild I der Dimensionen x, y wird die Ähnlichkeit eines jeden Punktes mit seiner Umgebung mittels Gleichung 4.25 bestimmt. Um ein Ansprechen auf punktförmige Störungen, wie sie beispielsweise von Bildrauschen hervorgerufen werden, zu minimieren, umfasst der Harris-Operator die mittels Gauß-Funktion gebildete Summation zur Glättung der Bilddaten ($\sum_{u,v} w(u, v)$).

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

$$M \triangleq \sum_{u,v} w(u,v) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle I_x^2 \rangle & \langle I_x I_y \rangle \\ \langle I_x I_y \rangle & \langle I_y^2 \rangle \end{bmatrix}. \quad (4.25)$$

$w(u, v)$: Gauß-Funktion mit $w(u, v) = e^{-\frac{(u-x)^2 - (v-y)^2}{2\sigma}}$.

$\sum_{u,v}$: Aufsummierung über dem Fenster u, v .

I_x : Partielle Ableitung in x-Richtung, Berechnung mittels Sobel oder Pre-witt.

I_y : Partielle Ableitung in y-Richtung, Berechnung mittels Sobel oder Pre-witt.

Zur Klassifikation eines Pixels x, y werden die Eigenwerte (λ_1, λ_2) der Matrix $M(x, y)$ mittels des charakteristischen Polynoms bestimmt (Gl. 4.26).

$$\det(M(x, y) - \lambda I) = 0; \quad \lambda^2 - \lambda(\langle I_x^2 \rangle + \langle I_y^2 \rangle) - \langle I_x I_y \rangle^2 + \langle I_x^2 \rangle \langle I_y^2 \rangle = 0. \quad (4.26)$$

Auf Basis der Eigenwerte wird jedes Pixel klassifiziert:

- $\lambda_1 \approx 0$ und $\lambda_2 \approx 0$: Flache Region ohne Kante oder Ecke.
- $\lambda_1 \approx 0$ und $\lambda_2 \gg 0$ oder $\lambda_1 \gg 0$ und $\lambda_2 \approx 0$: Detektion einer Kante.
- $\lambda_1 \gg 0$ und $\lambda_2 \gg 0$: Detektion einer Ecke. Dieser Fall entspricht der Detektion eines Start- oder Endpunktes einer abgebildeten Partikeltrajektorie.

Gleichung 4.26 erfordert zur Bestimmung der Eigenwerte die aufwendige Berechnung der Quadratwurzel. Zur Klassifikation der Pixel ohne Berechnung der Quadratwurzel wurde in [103] Gleichung 4.27 vorgeschlagen .

$$M_c = \lambda_1 \lambda_2 - \kappa (\lambda_1 + \lambda_2)^2 = \det(M) - \kappa \text{spur}^2(M). \quad (4.27)$$

κ : Parameter zur Festlegung der Sensitivität, typisch: $0,01 \leq \kappa \leq 0,2$.

Auf Basis von Gleichung 4.27 wird jedes Pixel für einen Schwellenwert ϵ wie folgt klassifiziert:

- $|R| < \epsilon$: Flache Region ohne Kante oder Ecke.
- $R < -\epsilon$: Detektion einer Kante.
- $R > \epsilon$: Detektion einer Ecke. Dieser Fall entspricht der Detektion eines Start- oder Endpunktes einer abgebildeten Partikeltrajektorie.

4.3.2 Das Features from Accelerated Segment Test-Verfahren

Das Features from Accelerated Segment Test (FAST)-Verfahren ist ein vom Smallest Univalue Segment Assimilating Nucleus (SUSAN) abgeleiteter Operator zur Detektion von Kanten und Ecken [97]. Bei der FAST Methode werden für jede Pixelposition x,y 16 Pixel betrachtet, die dem Umfang eines Kreises K mit dem Mittelpunkt x,y entsprechen. Eine Kante oder Ecke wurde genau dann erkannt, wenn von den 16 Pixeln des Kreisumfangs mindestens n zusammenhängende Pixel alle einen höheren oder alle einen niedrigeren Wert als das Pixel x,y besitzen. Eine Mindestdifferenz wird mittels eines Schwellenwertparameters ϵ festgelegt.

Zur Detektion von Start- und Endpunkten abgebildeter Partikeltrajektorien wurde auf Basis experimenteller Analyse $n = 12$ gewählt. Der optimale Wert des Schwellenwertparameters ϵ ist für jede Bildaufnahme vom Signal-Rauschverhältnis der Bilddaten abhängig.

4.3.3 Das Laplacian of Gaussian-Verfahren

Das Laplacian of Gaussian (LoG)-Verfahren führt auf den Bilddaten zwei Operationen aus:

1. Faltung mit einem Gauß-Kernel zur Reduktion von Störungen, wie sie beispielsweise von Bildrauschen hervorgerufen werden, sowie zur Erzeugung eines kontinuierlichen Signalverlaufs. Ein solcher Kernel wird aus der 2D-Gauß-Funktion (Gl. 4.28) abgeleitet und ist für $\sigma = 1$ in Gleichung 4.29 dargestellt.

$$G_\sigma(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (4.28)$$

$$G_1 = \frac{1}{305} \begin{pmatrix} 1 & 4 & 7 & 4 & 1 \\ 4 & 18 & 30 & 18 & 4 \\ 7 & 30 & 49 & 30 & 7 \\ 4 & 18 & 30 & 18 & 4 \\ 1 & 4 & 7 & 4 & 1 \end{pmatrix}. \quad (4.29)$$

2. Anwendung des Laplace Operators. Der Laplace Operator Δ setzt sich aus den zweifachen, partiellen Ableitungen in x- und y-Richtung zusammen (Gl. 4.30). Die zweiten Ableitungen, welche Änderungen der ersten Ableitungen anzeigen, eignen sich zur Detektion der Start- und Endpunkte einer Kante und sind daher, im Gegensatz zu den ersten Ableitungen, nicht sensitiv gegenüber kontinuierlichen Änderungen der Bildhelligkeit.

$$\Delta f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}. \quad (4.30)$$

Die Ableitung der Faltung zweier Funktionen ist äquivalent zu der Faltung einer Funktion mit der Ableitung einer anderen Funktion (Gl. 4.31).

$$\frac{d}{dt}[h(t) * f(t)] = \frac{d}{dt} \int f(\tau)h(t-\tau)d\tau = \int f(\tau) \frac{d}{dt}h(t-\tau)d\tau = f(t) * \frac{d}{dt}h(t). \quad (4.31)$$

Deshalb kann die LoG-Operation eines Bildes wie folgt realisiert werden (Gl. 4.32):

1. Anwendung des Laplace Operators auf die Gauß-Funktion.
2. Faltung des Bildes f mit der abgeleiteten Gauß-Funktion.

$$\Delta[G_\sigma(x, y) * f(x, y)] = [\Delta G_\sigma(x, y)] * f(x, y) = LoG * f(x, y). \quad (4.32)$$

Gleichung 4.33 und 4.34 zeigen die erste und zweite Ableitung der Gauß-Funktion in x-Richtung. Analog dazu repräsentiert Gleichung 4.35 die zweite Ableitung in y-Richtung. Mittels Einsetzen in Gleichung 4.30 folgt Gleichung 4.36.

$$\frac{\delta}{\delta x} G_\sigma(x, y) = \frac{\delta}{\delta x} G_\sigma(x, y) = -\frac{x}{\sigma^2} G_\sigma(x, y), \quad (4.33)$$

$$\frac{\delta^2}{\delta x^2} G_\sigma(x, y) = \frac{x^2}{\sigma^4} G_\sigma(x, y) - \frac{1}{\sigma^2} G_\sigma(x, y) = \frac{x^2 - \sigma^2}{\sigma^4} G_\sigma(x, y), \quad (4.34)$$

$$\frac{\delta^2}{\delta y^2} G_\sigma(x, y) = \frac{y^2 - \sigma^2}{\sigma^4} G_\sigma(x, y), \quad (4.35)$$

$$LoG = \Delta G_\sigma(x, y) = \frac{\delta^2}{\delta x^2} G_\sigma(x, y) + \frac{\delta^2}{\delta y^2} G_\sigma(x, y) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} G_\sigma(x, y). \quad (4.36)$$

Bei Wahl von $\sigma = 1$ folgt aus Gleichung 4.36 der LoG Kernel (Gl. 4.37).

$$LoG = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 4 & 3 & 1 \\ 3 & 0 & -6 & 0 & 3 \\ 4 & -6 & -20 & -6 & 4 \\ 3 & 0 & -6 & 0 & 3 \\ 1 & 3 & 4 & 3 & 1 \end{pmatrix}. \quad (4.37)$$

4.3.4 Vergleich der Verfahren zur Kanten- und Feature-Detektion

Abbildung 4.7 zeigt Ergebnisse der Anwendung des Harris-, FAST- und LoG-Verfahrens auf die abgebildete Bewegungsunschärfe eines Partikels mit jeweils optimal gewählten Schwellenwert-Parametern. Die Werte wurden experimentell bestimmt.

Bewertung der Ergebnisse

Der LoG Operator in (d) kann anders als das FAST Verfahren (c) aufgrund mangelnder Sensitivität nicht als Detektor der Start- und Endpunkte genutzt werden. Das FAST Verfahren (c) wiederum detektiert die gewünschten Punkte zuverlässig, ist jedoch sensitiv gegenüber Bildrauschen bei niedrigen Signal-Rausch-

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

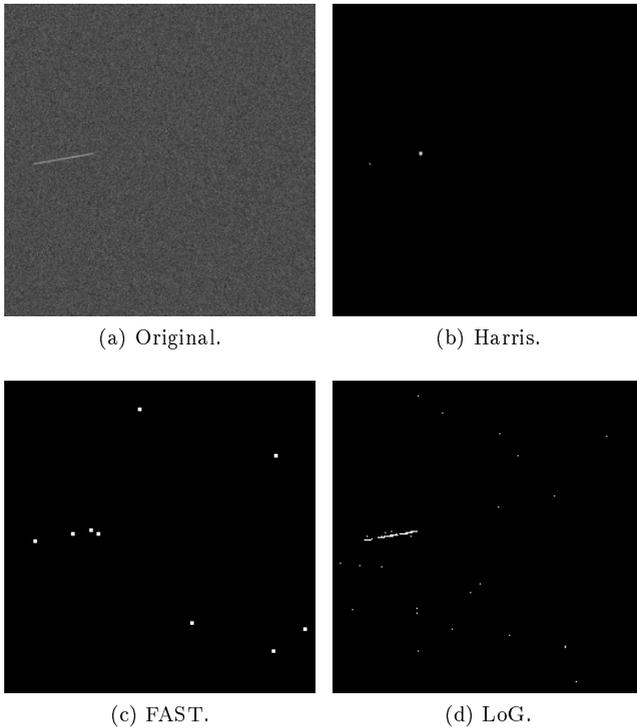


Abbildung 4.7: Ergebnisse der Anwendung verschiedener Kantendetektoren auf die Bewegungsunschärfe eines Partikels.

Verhältnissen (SNR). Auf Basis einer Korrelation dieser Bilddaten ist aufgrund der von den Noisepixels hervorgerufenen Peaks in den Ergebnisdaten der Korrelation (vgl. 4.1.1) keine Bestimmung der Partikelgeschwindigkeit möglich.

Mittels Einsatz des Harris-Operators (b) können am gezeigten Beispiel die Endpunkte zuverlässig erfasst werden. Des Weiteren ist der Operator robust gegenüber Bildrauschen bei niedrigem SNR. Auch der Startpunkt wird noch schwach detektiert. Die unterschiedliche Intensität des Start- und Endpunktes ist auf das Bildrauschen zurückzuführen, welches in jedem Bereich eines Bildes ein anderes Muster aufweist.

Abhängigkeit der Messergebnisse vom Durchmesser der Partikelabbildungen

Die Anwendung des Harris-Operators auf Partikelabbildungen mit geringem Durchmesser ermöglicht eine zuverlässige Bestimmung der Start- und Endpunkte für eine anschließende Messung der Partikelgeschwindigkeiten auf Basis einer Korrelation der gefilterten Bilddaten (vgl. Abb. 4.7). Mit zunehmendem Durchmesser der Abbildungen ist jedoch im Vergleich zur Referenzmessung mit dem Classical-PIV-Verfahren auf Basis punktueller Partikelabbildungen ein Offset bei der Bestimmung der Partikelgeschwindigkeiten beobachtbar. Ursächlich für diesen Offset ist, dass der Harris-Operator und andere Verfahren zur Merkmalsextraktion nicht die tatsächlichen Start- und Endpunkte der Partikeltrajektorien detektieren, sondern deren äußere Ränder. Abbildung 4.8 zeigt an einem Beispiel

- die tatsächlichen Partikelpositionen (a) und (b), welche als Bilddaten für das Classical-PIV-Verfahren verwendet werden,
- die äquivalente, abgebildete Partikeltrajektorie (c),
- die vom Harris-Operator detektierten Start- und Endpunkte (d) sowie
- den Offset der gemessenen Wegstrecke aufgrund der ungenauen Positionsbestimmung mittels Harris-Operator.

Der Offset kann mittels gleichzeitiger Messung der Länge und des Durchmessers der abgebildeten Partikeltrajektorien korrigiert werden, indem der Durchmesser von der berechneten Wegstrecke abgezogen wird. Hierzu ist es erforderlich, auch den Durchmesser der Partikeltrajektorie zu erfassen (Abb. 4.8 e). Eine Korrelation der in Abbildung 4.8 (e) dargestellten Bilddaten liefert dann zwei Peaks:

1. Peak für die Distanzen in vertikaler Richtung, welcher die Wegstrecken der Partikel repräsentiert.
2. Peak für die Distanzen in horizontaler Richtung, welcher den Abbildungsdurchmesser repräsentiert.

Ein Verfahren zur Erzeugung der in Abbildung 4.8 e) dargestellten Bilddaten wird in Abschnitt 4.5 vorgestellt.

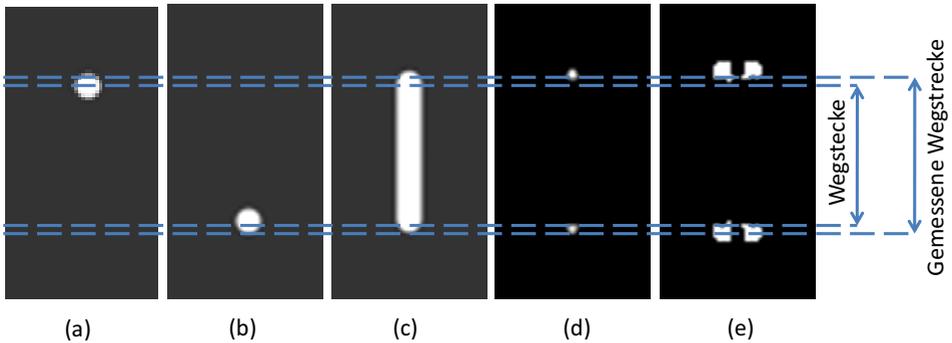


Abbildung 4.8: Einfluss des Durchmessers der Partikelabbildung auf die Geschwindigkeitsmessung.

4.4 Weitere klassische Bildverarbeitungsverfahren zur Detektion der Start- und Endpunkte

In diesem Abschnitt werden weitere klassische Ansätze zur Verarbeitung von Bilddaten mit abgebildeten Partikeltrajektorien diskutiert, die hinsichtlich einer Eignung zur Detektion der Start- und Endpunkte der Trajektorien verifiziert wurden.

4.4.1 Hough Transformation

Die Hough Transformation bestimmt die Bildposition gerader Linien oder geometrischer Formen [31]. Der Rechenaufwand ist unabhängig vom Inhalt der Bilddaten und linear von der Pixelanzahl abhängig, umfasst jedoch eine hohe multiplikative Konstante. Optimierungen der Transformation zur Reduzierung der erforderlichen Rechenzeit wurden von Lavin untersucht [60].

Die von der Hough Transformation erfassten Linien werden mit Geradengleichungen beschrieben. Eine Detektion der Start- und Endpunkte ist nicht intrinsisch und muss zusätzlich erfolgen. Weiterhin ist eine Unterscheidung zwischen einer horizontalen durchgängigen Linie und einer Menge von Punkten, die in einer Geraden angeordnet sind, nicht möglich. Dies hat zur Folge, dass horizontale, übereinander angeordnete Linien fälschlicherweise die Detektion vieler vertikaler Linien auslösen,

4.4 Weitere Bildverarbeitungsverfahren zur Detektion der Start- und Endpunkte

die ein Pixel aus jeder horizontalen Linie enthalten. Aufgrund dieser Eigenschaft ist die Hough Transformation zur Verarbeitung von Bildaufnahmen thermokinetischer Beschichtungsprozesse, die eine Vielzahl abgebildeter Partikeltrajektorien mit paralleler Ausrichtung enthalten, nicht geeignet.

4.4.2 Canny-Algorithmus

Der Canny-Algorithmus ist ein Verfahren zur Kantendetektion auf Basis des Sobel-Operators. Nach der Sobel-Filterung werden die Kanteninformationen weiterverarbeitet, so dass jede detektierte Kante lediglich durch eine Linie mit einem Pixel Durchmesser repräsentiert wird [19].

Der Sobel-Operator spricht auf hohe Gradienten in den Bilddaten an, die an den Umrissen von Partikelabbildungen zum Bildhintergrund auftreten. Folglich führt die Anwendung des Canny-Algorithmus auf Bilddaten mit abgebildeten Partikeltrajektorien zur Detektion der Umrisse der Partikelabbildungen. Aus diesen Umrissen sind die Start- und Endpositionen der Flugbahnabbildungen jedoch nicht unmittelbar ableitbar, so dass für den hier betrachteten Anwendungsfall ein Vorteil des Canny-Algorithmus gegenüber einer Filterung allein auf Basis des Sobel-Operators nicht besteht.

4.4.3 Erzeugung dünner Linien aus abgebildeten Partikeltrajektorien

Die Erzeugung einfach detektierbarer, dünner Linien aus den abgebildeten Partikeltrajektorien kann als Ridge detection Problem interpretiert werden. Zu den Ridge detection Verfahren zählen die Wasserscheidentransformation [63], Region Growing [37], morphologische Verfahren (vgl. 4.2) sowie einige Scale-space Ansätze [61]. Allen Verfahren ist gemein, dass ihre Verarbeitungszeit vom Durchmesser der Partikelabbildungen abhängt, so dass eine Verarbeitung der Bilddaten mit linearer Zeitkomplexität (vgl. Seite 88) nicht möglich ist.

4.5 Sobel-Filter-basierte Auswertalgorithmen

Bei der Detektion der Start- und Endpunkte abgebildeter Partikeltrajektorien tritt, wie in Kapitel 4.3 dargestellt, aufgrund des Durchmessers der Partikelabbildungen ein Offset auf, der zu einer fehlerhaften Messung der Partikelgeschwindigkeit führen kann (Abb. 4.8 auf Seite 110). In diesem Abschnitt wird ein verbessertes Verfahren vorgestellt, welches zusätzlich zur Wegstrecke der Partikel auch den Durchmesser der Partikelabbildungen bestimmt und auf dieser Basis eine automatische Korrektur des diskutierten Offsets ermöglicht. Das Verfahren basiert auf einem modifizierten Sobel-Filter mit einer Fenstergröße von 5×5 Pixeln sowie einer Autokorrelation der gefilterten Bilddaten.

4.5.1 Der klassische Sobel-Operator

Bilddaten mit Objekten weisen an den Kanten der Objekte zum Hintergrund eine sprunghafte Änderung der Helligkeit auf. Die Intensität dieses Anstiegs ist ein Maß für die Schärfe einer Kante und kann mittels der ersten Ableitung der Bilddaten erfasst werden. Für ein Signal $f(x)$ ist eine Approximation der ersten Ableitung auf Basis des zentralen Differenzenquotienten in Gl. 4.38 dargestellt. Angewandt auf Bilddaten entspricht sie dem Prewitt-Filter P in x -Richtung (Gl. 4.38).

$$f'(x) = f(x + 1) - f(x - 1); P_x = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (4.38)$$

Der Sobel-Operator der Fenstergröße 3×3 setzt sich aus dem Prewitt-Filter sowie einem Glättungs-Filter $A = [1 \ 2 \ 1]^T$ senkrecht zur Richtung der Ableitung zusammen (Gl. 4.39).

$$S_x^3 = P_x * A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (4.39)$$

Das in diesem Abschnitt vorgestellte Verfahren basiert auf der Anwendung von Sobel-Operatoren der Größe 5×5 (S_x^5 und S_y^5). Diese bestehen aus einem Sobel-Operator der Größe 3×3 sowie einem Gauß-Kernel der Größe 3×3 (Gl. 4.40). Analog zur Ableitung in x-Richtung mittels S_x^5 ist der Kernel zur Ableitung in y-Richtung als $S_y^5 = [S_x^5]^T$ definiert. Für ein Bild I ergibt sich das Kantenbild IS als $IS = \sqrt{(I * S_x^5)^2 + (I * S_y^5)^2}$ beziehungsweise approximiert als $IS = |I * S_x^5| + |I * S_y^5|$.

$$S_x^3 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}; G_3 = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}; S_x^5 = S_x^3 * G_3 = \begin{pmatrix} -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \\ -4 & -8 & 0 & 8 & 4 \\ -6 & -12 & 0 & 12 & 6 \\ -4 & -8 & 0 & 8 & 4 \\ -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \end{pmatrix}. \quad (4.40)$$

Die Faltung von Bilddaten mit dem Sobelkernel S_x^5 liefert positive Werte für Kantenübergänge von schwarz nach weiß und negative Werte für Übergänge von weiß nach schwarz. Da in beiden Fällen gleichwertige Kanten vorliegen, wird zur Berechnung des Kantenbildes der Absolutwert oder das Quadrat der Faltung herangezogen.

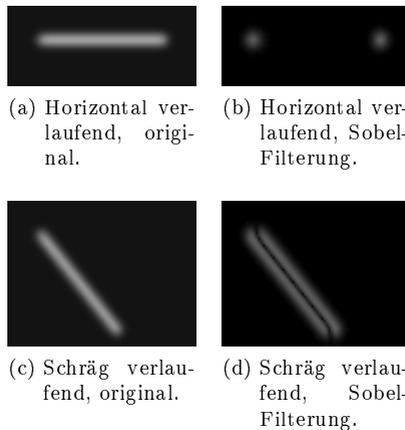


Abbildung 4.9: Partikeltrajektorie und Sobel-Filterung.

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

Abbildung 4.9 zeigt eine horizontale und eine schräg verlaufende Partikeltrajektorie sowie die zugehörigen Ergebnisse des S_x^5 Filters. An der horizontalen Trajektorie (Abb. 4.9 a) detektiert das Filter den Start- und Endpunkt (Abb. 4.9 b). Dieses Filter-Ergebnis kann für eine 2D-Autokorrelation zur Bestimmung der Länge der Flugbahnabbildung genutzt werden.

An schräg verlaufenden Trajektorien ist mittels Anwendung des S_x^5 Filters keine Bestimmung der Start- und Endpunkte möglich (Abb. 4.9 d), da das Filter auf alle vertikalen Komponenten der Trajektorie anspricht. In diesem Fall würde eine Autokorrelation den Abstand zwischen beiden Linien der Abbildung 4.9 d) detektieren.

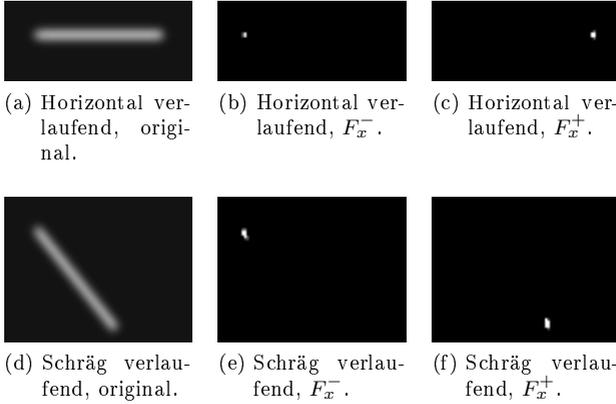
4.5.2 Modifizierter Sobel-Operator mit Suppressionsfaktor

Zur Unterdrückung der Bewegungsunschärfe schräg verlaufender Partikeltrajektorien wird in dieser Arbeit der Sobelkernel S_x^5 mit einem sogenannten Suppressionsfaktor s_x erweitert. Das modifizierte Filter ist in Gleichung 4.41 als F_x^- dargestellt.

Der Faktor s_x führt zu einer Reduktion des Ergebniswertes der Faltung für das aktuelle Pixel, insofern sich über oder unter dem aktuell betrachteten Objektpixel weitere Objektpixel der Flugbahnabbildung befinden. Dies ist typischerweise bei schräg verlaufenden Trajektorien der Fall, wobei die Start- und Endpositionen hiervon nur in geringem Umfang betroffen sind und weitestgehend erhalten bleiben.

Die Abbildungen 4.10 b) und e) zeigen analog zu Abbildung 4.9 die Ergebnisse der F_x^- Filterung. Die Startposition wird für die horizontal und auch für die schräg verlaufende Partikeltrajektorie detektiert. Eine Erfassung der Endposition mittels Betragsbildung ist im Gegensatz zum Sobel-Operator jedoch nicht möglich, da das modifizierte Filter aufgrund von s_x lediglich für Kantenübergänge von schwarz auf weiß verwertbare Ergebnisse liefert. Folglich wird zur Detektion der Endpunkte F_x^- an der horizontalen Achse gespiegelt und erneut mit den Flugbahnabbildungen gefaltet (F_x^+ in Gl. 4.41, Ergebnisse: Abb. 4.10 c) und f).

$$F_x^- = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -s_x & 2 & 1 \\ -4 & -8 & -s_x & 8 & 4 \\ -6 & -12 & 0 & 12 & 6 \\ -4 & -8 & -s_x & 8 & 4 \\ -1 & -2 & -s_x & 2 & 1 \end{pmatrix}; \quad F_x^+ = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -s_x & -2 & -1 \\ 4 & 8 & -s_x & -8 & -4 \\ 6 & 12 & 0 & -12 & -6 \\ 4 & 8 & -s_x & -8 & -4 \\ 1 & 2 & -s_x & -2 & -1 \end{pmatrix}, \quad (4.41)$$


 Abbildung 4.10: Abgebildete Partikeltrajektorie und Filterergebnis F_x^- sowie F_x^+ .

$$F_y^- = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 2 & 8 & 12 & 8 & 2 \\ -s_y & -s_y & 0 & -s_y & -s_y \\ -2 & -8 & -12 & -8 & -2 \\ -1 & -4 & -6 & -4 & -1 \end{pmatrix}; \quad F_y^+ = \begin{pmatrix} -1 & -4 & -6 & -4 & -1 \\ -2 & -8 & 12 & -8 & -2 \\ -s_y & -s_y & 0 & -s_y & -s_y \\ 2 & 8 & 12 & 8 & 2 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix}. \quad (4.42)$$

Nach der Faltung mit F_x^- und F_x^+ werden die Ergebnisse zu einem Bild kombiniert und es findet eine Faltung mit F_y^- und F_y^+ (Gl. 4.42) statt, so dass die Start- und Endpunkte ihrerseits in vertikaler Richtung aufgeteilt werden. Für eine Flugbahnabbildung ist das kombinierte Ergebnis in Abbildung 4.11 c) dargestellt: Die Distanz zwischen den oberen und unteren Hälften des Start- und Endpunktes ist ein Indikator für den Durchmesser der Partikelabbildung, der zur Korrektur der gemessenen Wegstrecke (Abb. 4.8 auf Seite 110) verwendet werden kann.

Der optimale Wert der Suppressionsfaktoren ist von den Charakteristika des Bildes (Kontrast, Helligkeit) sowie vom Winkel der abgebildeten Partikeltrajektorien abhängig. Abbildung 4.11 c) zeigt die Ergebnisse einer optimalen Wahl des Suppressionsfaktors für eine gegebene Flugbahnabbildung. In Abbildung 4.11 b) sind die Ergebnisse für einen zu gering gewählten Wert dargestellt und für Abbildung 4.11 d) wurde ein zu hoher Wert zugrunde gelegt. Ein automatisiertes Verfahren zur Bestimmung optimaler Suppressionsfaktoren sowie zur automatisierten Verifikation der Qualität der Messergebnisse basierend auf den gefilterten Bilddaten wird in Abschnitt 4.6 vorgestellt.

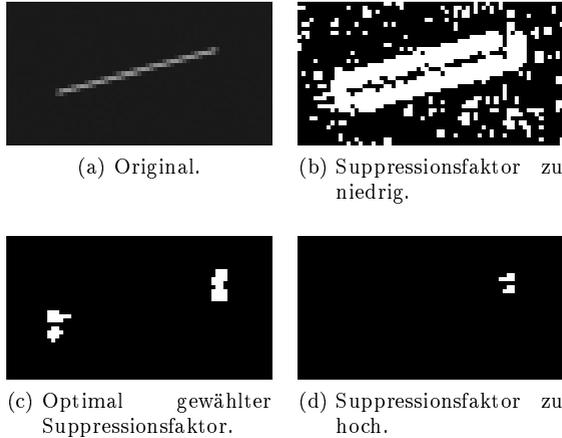


Abbildung 4.11: Einfluss des Suppressionsfaktors.

Des Weiteren ist die Größe der Start- und Endpunkte nach der Filterung mit F_x^- und F_x^+ für einen gegebenen Suppressionsfaktor s_x vom Winkel der Trajektorien abhängig. Diese Winkelabhängigkeit wirkt sich nach der Filterung mit F_y^- und F_y^+ auf die Distanz zwischen der oberen und unteren Hälfte der Start- und Endpunkte aus. Eine Korrektur der gemessenen Wegstrecke (Abb. 4.8 auf Seite 110) auf Basis dieser Distanz muss folglich zusätzlich den Winkel der Partikeltrajektorien berücksichtigen. Ein solches Verfahren wird in Abschnitt 4.7 vorgestellt.

4.5.3 Auswertelgorithmen zur Bestimmung der Länge und des Durchmessers der Partikeltrajektorien

Der Pseudocode für den Auswertelgorithmus LDP zur Messung der Länge und des Durchmessers von Partikeltrajektorien wird in Algorithmus 4.1 dargestellt.

Die Zeilen 2 bis 6 beschreiben die Faltungen mit den modifizierten Sobel-Operatoren, die im vorherigen Unterabschnitt diskutiert wurden. Anschließend wird das gefilterte Bild binarisiert, um Noisepixel, wie sie beispielsweise von Bildrauschen hervorgerufen werden, zu eliminieren. Das Ergebnis von Zeile 7 ist beispielhaft für ein typisches Szenario einer Messung an thermokinetischen Beschichtungsprozessen in Abbildung 4.12 b) dargestellt.

Algorithmus 4.1 LDP

Eingabe: Bild (N,M): I
 Ausgabe: Wegstrecke, Vektor: \vec{v}
 Durchmesser, Vektor: \vec{s}
 Grauton Bild (N,M): $I_x^+, I_x^-, I_x, I_{yx}$
 Binarisiertes Bild (N,M): B_{yx}
 Autokorrelation Matrix (M+N-1, M+N-1): C
 Punkte: P_1, P_2, P_3

- 1 Start
- 2 $I_x^+ = F_x^+ * I$
(*: Werte kleiner Null werden auf Null gerundet.)
- 3 $I_x^- = F_x^- * I$
- 4 $I_x = I_x^+ + I_x^-$
- 5
- 6 $I_{yx} = (F_y^+ * I_x) + (F_y^- * I_x)$
- 7 $B_{yx} = \text{Binarize}(I_{yx}, \geq 255 \rightarrow 1, 0 \dots 254 \rightarrow 0)$
- 8 $C = \text{Autocorrelation}(B_{yx})$
- 9 $P_1 = \text{argMax}_1(C)$; $P_2 = \text{argMax}_2(C)$; $P_3 = \text{argMax}_3(C)$
- 10
- 11 if $|\overrightarrow{P_1 P_2}| > |\overrightarrow{P_1 P_3}|$
- 12 $\vec{v} = \overrightarrow{P_1 P_2}$; $\vec{s} = \overrightarrow{P_1 P_3}$
- 13 else
- 14 $\vec{v} = \overrightarrow{P_1 P_3}$; $\vec{s} = \overrightarrow{P_1 P_2}$
- 15 Ende

Auf Basis der binarisierten Bilddaten wird eine Autokorrelation durchgeführt (Zeile 8, Abb. 4.12 c). Anschließend werden in den Ergebnisdaten der Korrelation die Positionen der drei größten Maxima bestimmt (Zeile 9). Diesen Maxima-Positionen kommen die folgenden Bedeutungen zu (Zeile 11 bis 14):

1. Aufgrund der intrinsischen Eigenschaften der Autokorrelation befindet sich das globale Maximum in der Bildmitte.
2. Das am nächsten an der Bildmitte liegende, lokale Maximum beschreibt den Durchmesser der Partikelabbildung. (Der Durchmesser einer Flugbahnabbildung ist kleiner als ihre Länge.)

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

3. Das am weitesten von der Bildmitte liegende, zweite lokale Maximum beschreibt die Länge der Partikelabbildung. (Die Länge einer Flugbahnabbildung ist größer als ihr Durchmesser.)

An schmalen Partikelabbildungen ist eine Separierung der Start- und Endpunkte in eine obere und untere Hälfte auf Basis von Faltungen mit F_y^- und F_y^+ nicht möglich. Das Verfahren detektiert dann in den Ergebnissen der Korrelation neben dem Maximum in der Bildmitte nur ein weiteres Maximum, welches die Länge der Partikelabbildungen repräsentiert. In diesen Fällen wird der Durchmesser der Abbildungen mit 1 Pixel approximiert.

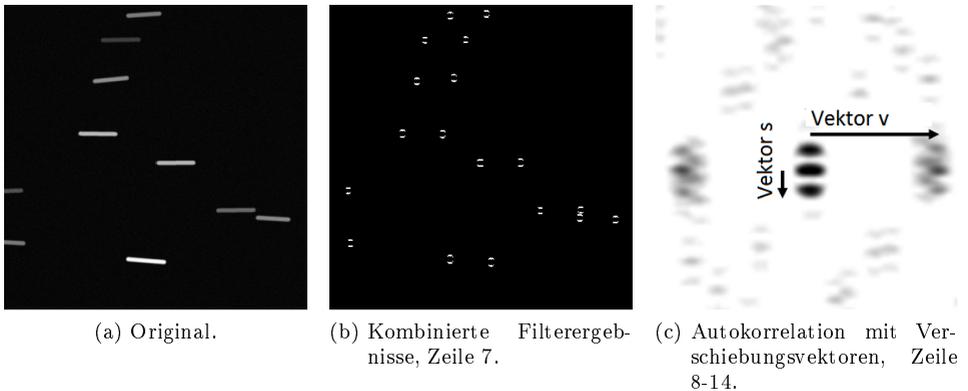


Abbildung 4.12: Visualisierung der Ergebnisse des Algorithmus 4.1 auf der vorherigen Seite.

Abbildung 4.12 a) zeigt ein typisches Szenario einer Messung an thermokinetischen Beschichtungsprozessen sowie die Filterergebnisse b) und die Ergebnisse der Autokorrelation c). Die Bildausschnitte a) und b) sind 400 x 400 Pixel groß und folglich liegen die Ergebnisse der Korrelation c) in den Dimensionen 799 x 799 Pixeln vor (vgl. 4.1.1).

In Unterabbildung c) wurden die Positionen der Maxima zur Bestimmung der Länge und des Durchmessers der Partikelabbildungen bestimmt. Hierbei treten aufgrund der Symmetrie-Eigenschaften der Autokorrelation alle Maxima zweifach auf. Tabelle 4.1 zeigt die Positionen der Maxima für das Beispiel aus Tabelle 4.1.

Tabelle 4.1: Analyse lokaler Maxima.

Pixelwert	Position	Interpretation
255	(400,400)	Globales Maximum
97	(454,401)	Wegstrecke
88.5	(400,410)	Durchmesser
45.3	(454,391)	Keine Berücksichtigung aufgrund des niedrigen Pixelwertes
40.7	(455,411)	Keine Berücksichtigung aufgrund des niedrigen Pixelwertes

Ausgehend vom Bildmittelpunkt wurden die Vektoren \vec{s} und \vec{v} zu diesen Maxima-Positionen aufgespannt (Abb. 4.12 c):

- Der Durchmesser der Abbildungen wird von dem Vektor \vec{s} (Algorithmus 4.1, Zeile 12 und 14) beschrieben.
- Der Vektor \vec{v} (Algorithmus 4.1, Zeile 12 und 14) beschreibt die Länge und den Winkel der Partikelabbildungen zur Bestimmung der Geschwindigkeit. Für das Beispiel aus Abbildung 4.12 gilt $\vec{s} = [0,10]$.

Der hier vorgestellte, erste Ansatz hat zwei Limitierungen, die jedoch bezüglich der Messung an thermokinetischen Beschichtungsprozessen keine Einschränkung darstellen:

1. Zur Detektion der Start- und Endpunkte von Partikelabbildungen mit großem Winkel zur Horizontalen ist der Ansatz nicht geeignet, da die eingesetzten Filter F_x^- und F_x^+ Flugbahnabbildungen mit einer hohen senkrechten Komponente nicht unterdrücken, sondern aufgrund der Eigenschaften des integrierten S_x^5 -Operators erhalten (vgl. 4.5.1). Beispielsweise ist für die in Abbildung 4.13 dargestellte Trajektorie eine Extraktion der Start- und Endposition auch unter idealisierten Bedingungen ohne Bildrauschen nicht möglich. In diesen Fällen führen hohe Suppressionsfaktoren zu einer vollständigen Auslöschung der Flugbahnabbildung mitsamt der Start- und Endpositionen.

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

Bereits geringfügig niedriger gewählte Faktoren reichen jedoch zur Unterdrückung der Trajektorie nicht mehr aus. Partikel thermokinetischer Beschichtungsverfahren haben eine bevorzugte Flugrichtung. Die Messapparatur wird derart aufgebaut, dass die Partikeltrajektorien nahezu horizontal abgebildet und die Start- und Endpunkte zuverlässig extrahiert werden.

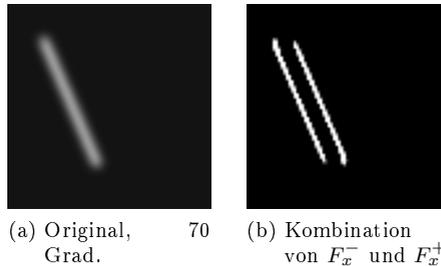


Abbildung 4.13: Filterung einer Flugbahnabbildung mit großem Winkel zur Horizontalen mittels F_x^- und F_x^+ .

- Die gefilterten Start- und Endpunkte werden mittels Anwendung der F_y^- und F_y^+ Operatoren jeweils in zwei Punkte zerlegt, wobei die Distanz zwischen beiden Punkten mit dem Durchmesser der Partikelabbildungen korreliert (Abb. 4.11 c). Der Ansatz ermöglicht die Erfassung des Durchmessers mittels Korrelation der Bilddaten an Flugbahnabbildungen mit einem Durchmesser von wenigen Pixeln, die an den Start- und Endpunkten keine wesentliche, radiale Krümmung aufgrund des Durchmessers der Abbildungen aufweisen. Solche Partikelabbildungen treten bei der Messung an thermokinetischen Beschichtungsprozessen ausschließlich auf, so dass diese Eigenschaft keine Einschränkung bei der Messung an thermokinetischen Beschichtungsprozessen darstellt.

Partikelabbildungen mit einem großen Durchmesser weisen eine Krümmung auf (Abb. 4.14 a). In diesen Fällen kann das in diesem Unterabschnitt vorgestellte Verfahren keine Aufteilung der Start- und Endpunkte durchführen (Abb. 4.14 b) und folglich ist der Durchmesser der Abbildungen nicht mittels Korrelation der gefilterten Bilddaten bestimmbar.



(a) Original.



(b) Verfahren aus Unterabschnitt 4.5.3.



(c) Verfahren aus Unterabschnitt 4.5.4.

Abbildung 4.14: Erfassung von Partikelabbildungen mit großem Durchmesser.

4.5.4 Robuster Auswertalgorithmus zur Bestimmung der Länge und des Durchmessers der Partikelabbildungen

In diesem Unterabschnitt wird ein Auswertalgorithmus basierend auf dem modifizierten Sobel-Operator (vgl. 4.5.2) vorgestellt. Im Gegensatz zum Auswertalgorithmus des vorherigen Unterabschnittes 4.5.3 kann der hier vorgestellte robuste Auswertalgorithmus auf Flugbahnabbildungen mit beliebigem Winkel und beliebigem Durchmesser angewandt werden. Abbildung 4.14 c) zeigt exemplarisch die Verbesserung der Ergebnisqualität gegenüber dem vorherigen Verfahren für große Partikelabbildungen. Eine Implementierung des Verfahrens in Kombination mit einem Classical-PIV Algorithmus wird in Abschnitt 5.6 beschrieben.

Algorithmus 4.2 RLDP

```

Eingabe: Bild (N,M):      I
Ausgabe: Wegstrecke, Vektor:  $\vec{v}$ 
        Durchmesser, Vektor:  $\vec{s}$ 
        Grauton Bild (N,M):  $I_x, I_y, I_{yx}, I_{xy}$ 
        Binarisiertes Bild (N,M):  $B_{yx}$ 
        Autokorrelation Matrix (M+N-1, M+N-1): C
        Punkte:  $P_1, P_2, P_3$ 

1 Start
2  $I_x = (F_x^+ * I) + (F_x^- * I)$ 
   (*: Werte kleiner Null werden auf Null gerundet.)
3  $I_{yx} = (F_y^+ * I_x) + (F_y^- * I_x)$ 
4  $B_{yx} = \text{Binarize}(I_{yx}, \geq 255 \rightarrow 1, 0 \dots 254 \rightarrow 0)$ 
5
6  $I_y = (F_y^+ * I) + (F_y^- * I)$ 
7  $I_{xy} = (F_x^+ * I_y) + (F_x^- * I_y)$ 
8  $B_{xy} = \text{Binarize}(I_{xy}, \geq 255 \rightarrow 1, 0 \dots 254 \rightarrow 0)$ 
9
10  $R = B_{yx} \circ B_{xy}$            % Hadamard Multiplikation
11  $C = \text{Autocorrelation}(R)$ 
12  $P_1 = \text{argMax}_1(C)$  ;  $P_2 = \text{argMax}_2(C)$  ;  $P_3 = \text{argMax}_3(C)$ 
13
14 if  $|\overrightarrow{P_1 P_2}| > |\overrightarrow{P_1 P_3}|$ 
15    $\vec{v} = \overrightarrow{P_1 P_2}$  ;  $\vec{s} = \overrightarrow{P_1 P_3}$ 
16 else
17    $\vec{v} = \overrightarrow{P_1 P_3}$  ;  $\vec{s} = \overrightarrow{P_1 P_2}$ 
18 Ende

```

Der Pseudocode des robusten Auswertalgorithmus zur Bestimmung der Länge und des Durchmessers der Partikelabbildungen ist in Algorithmus 4.2 dargestellt und Abbildung 4.15 zeigt für jeden Verarbeitungsschritt am Beispiel einer schräg verlaufenden Flugbahnabbildung die zugehörigen Zwischenergebnisse:

Zunächst wird das Bild analog zum Auswertalgorithmus des vorherigen Unterabschnittes mit F_x^- und F_x^+ gefaltet. Die Ergebnisse werden kombiniert und zeigen die Start- und Endpositionen der Flugbahnabbildungen (Zeile 2). Es folgt die Faltung mit F_y^- mit F_y^+ , um den Durchmesser der Abbildung zu bestimmen (Zeile 3,

vgl. 4.5.3), sowie die Binarisierung (Zeile 4, vgl. 4.5.3). Die Suppressionsfaktoren der Operatoren F_x^- , F_x^+ und F_y^- , F_y^+ werden aus Symmetriegründen gleich gesetzt: $s = s_x = s_y$ (vgl. 4.5.2).

Die Zeilen 6 bis 8 entsprechen den Zeilen 2 bis 4, jedoch mit umgekehrter Reihenfolge der Filteroperationen. Die Kombination dieser beiden Datenpfade (Zeile 4 und 8) in Zeile 10 mittels Hadmarad Multiplikation bietet zwei wesentliche Vorteile:

1. Horizontale und vertikale Partikeltrajektorien führen zu identischen Filterergebnissen. Die Ergebnisse sind nahezu invariant hinsichtlich des Winkels der Flugbahnabbildungen. (Die Korrektur einer verbleibenden, minimalen Winkelabhängigkeit wird in Abschnitt 4.7 diskutiert.)
2. Die Hadamard-Multiplikation führt gegenüber dem in Unterabschnitt 4.5.3 beschriebenen Verfahren zu einer verbesserten Detektion des Durchmessers von Partikelabbildungen (Abb. 4.14).

Abschließend folgt die Verarbeitung in den Zeilen 11 bis 17 analog zum Verfahren des vorherigen Unterabschnittes (vgl. 4.5.3).

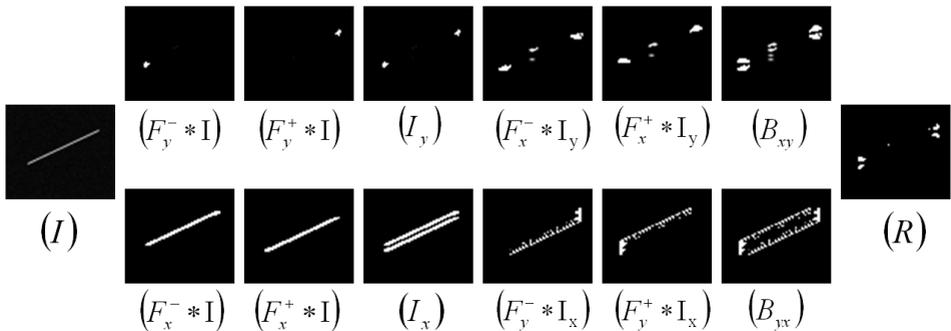


Abbildung 4.15: Ergebnisse einzelner Verarbeitungsschritte des Filter-Verfahrens.

Optimierung des Rechenaufwands

Im Folgenden wird eine Reduzierung des Rechenaufwands für die Faltungen (Algorithmus 4.2) auf zirka 50 Prozent beschrieben:

Der Filteroperator F_x^+ besteht aus einer 5×5 Matrix wobei die Spalten 1, 2, 4 und 5 den Inversen der Spalten 1, 2, 4 und 5 des Operators F_x^- entsprechen (Gl. 4.41 auf Seite 114). Diese Ähnlichkeit kann ausgenutzt werden, um $F_x^+ * I$ und $F_x^- * I$ kombiniert zu berechnen:

1. Zerlegung des Operators F_x^+ in die Matrizen A, B, C mit $F_x^+ = (A \ B \ C)$ und

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 4 & 8 \\ 6 & 12 \\ 4 & 8 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} -s \\ -s \\ 0 \\ -s \\ -s \end{pmatrix}, C = \begin{pmatrix} -2 & -1 \\ -8 & -4 \\ -12 & -6 \\ -8 & -4 \\ -2 & -1 \end{pmatrix}.$$

2. Berechnung von $F_x^+ * I$ als $(A \ B \ C) * I$.
3. Darstellung des Operators F_x^- als $F_x^- = (-A \ B \ -C)$.
4. Da nach der Berechnung von $F_x^+ * I = (A \ B \ C) * I$ bereits die Ergebnisse der Faltung des Bildes mit den Matrizen A, B und C vorliegen, erfordert die Berechnung von $F_x^- * I = (-A \ B \ -C) * I$ lediglich zwei zusätzliche Subtraktionen pro Pixel: $F_x^- * I = (-A \ B \ -C) * I = (B * I) - (A * I) - (C * I)$.

Analog zu den Operatoren F_x^+ und F_x^- kann die Reduktion des Rechenaufwandes auch auf die Operatoren F_y^+ und F_y^- angewandt werden.

Robustheit des vorgeschlagenen Algorithmus

Die Robustheit des vorgeschlagenen Auswertalgorithmus bezieht sich auf die folgenden Kriterien.

1. Schräg verlaufende Partikeltrajektorien.
2. Gekreuzte Partikeltrajektorien.
3. Niedrige Signal-Rausch-Verhältnisse.

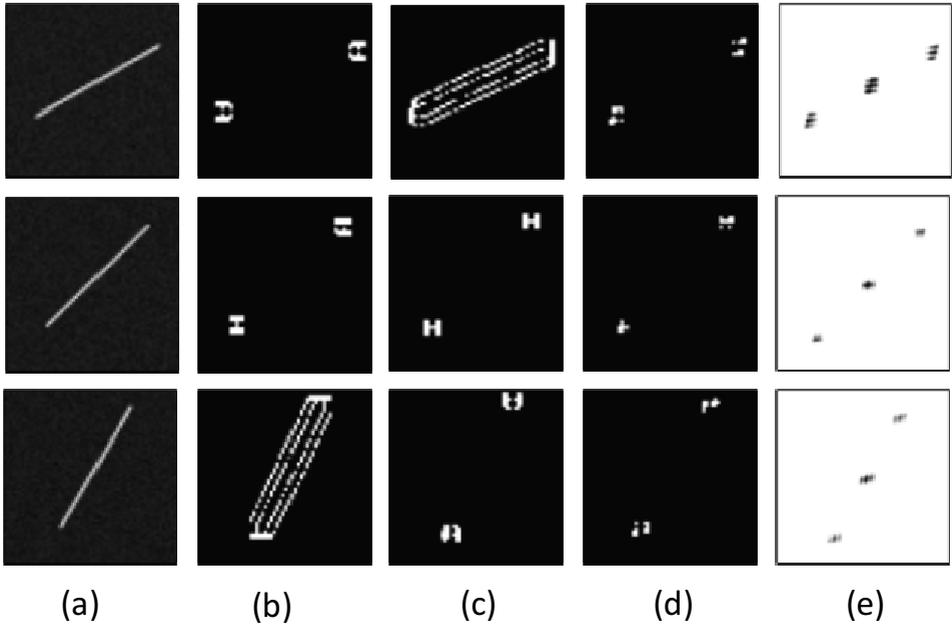


Abbildung 4.16: Filterergebnisse sowie Ergebnisse der Autokorrelation in Abhängigkeit vom Winkel der Flugbahnabbildungen.

Schräg verlaufende Partikeltrajektorien

Aufgrund der Kombination der Filteroperationen auf Basis horizontaler und vertikaler Ableitungen (Algorithmus 4.2) können Flugbahnabbildungen mit beliebigen Winkeln verarbeitet werden. Abbildung 4.16 zeigt Partikeltrajektorien mit unterschiedlichem Winkel sowie die zugehörigen Filterergebnisse (Reihe 1: 25°, Reihe 2: 45°, Reihe 3: 60°).

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

Die Spalten sind den Verarbeitungsschritten des Algorithmus 4.2 wie folgt zugeordnet:

- Spalte a): Originalbild.
- Spalte b): Ergebnis des Verarbeitungsschrittes der Zeile 4.
- Spalte c): Ergebnis des Verarbeitungsschrittes der Zeile 8.
- Spalte d): Kombiniertes, binarisiertes Ergebnis aller Filterschritte (Zeile 10).
- Spalte e): Ergebnis der Autokorrelation (Zeile 11).

Messergebnisse in Abhängigkeit des Winkels der Flugbahnabbildungen sind in Abschnitt 4.7 dargestellt.

Gekreuzte Partikeltrajektorien

Abbildung 4.17 a) zeigt sich kreuzende Partikeltrajektorien, wie sie bei thermokinetischen Beschichtungsverfahren auftreten können. In Abbildung 4.17 b) sind die Filterergebnisse und in Abbildung 4.17 c) die Ergebnisse der Autokorrelation dargestellt. Die Start- und Endpositionen gekreuzter Partikeltrajektorien werden detektiert, ohne den Kreuzungspunkt hervorzuheben. Im Folgenden wird die Auswirkung des Beitrages der detektierten, gekreuzten Partikeltrajektorien auf das Gesamtergebnis der Partikelgeschwindigkeiten untersucht:

1. Ausgangssituation für die Erzeugung des Bildes für die Bildauswertung:

- Partikeltrajektorie 1: Startpunkt $A = \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \end{pmatrix}$, Endpunkt $B = \begin{pmatrix} b_x \\ b_y \end{pmatrix}$.
- Partikeltrajektorie 2: Startpunkt $C = \begin{pmatrix} c_x \\ c_y \end{pmatrix}$, Endpunkt $D = \begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix}$.
- Gesamtvektor:
$$\vec{v}_1 = \overrightarrow{AB} + \overrightarrow{CD} = \begin{pmatrix} b_x - a_x \\ b_y - a_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} d_x - c_x \\ d_y - c_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_x + d_x - a_x - c_x \\ b_y + d_y - a_y - c_y \end{pmatrix}.$$

2. Bild nach der Bildfilterung

Das gefilterte Bild wird so interpretiert, als ob die Endpunkte B und D beider Trajektorien vertauscht wurden. Folglich gilt:

- Partikeltrajektorie 1: Startpunkt $A = \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \end{pmatrix}$, Endpunkt $D = \begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix}$.
- Partikeltrajektorie 2: Startpunkt $C = \begin{pmatrix} c_x \\ c_y \end{pmatrix}$, Endpunkt $B = \begin{pmatrix} b_x \\ b_y \end{pmatrix}$.
- Gesamtvektor:

$$\vec{v}_2 = \overrightarrow{AD} + \overrightarrow{CB} = \begin{pmatrix} d_x - a_x \\ d_y - a_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_x - c_x \\ b_y - c_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_x + d_x - a_x - c_x \\ b_y + d_y - a_y - c_y \end{pmatrix}.$$

Es gilt $\vec{v}_1 = \vec{v}_2$ und folglich führt die Filterung zu einem korrekten Beitrag der Vektorkomponenten der gekreuzten Partikeltrajektorien zum Gesamtergebnis der Partikelgeschwindigkeiten.

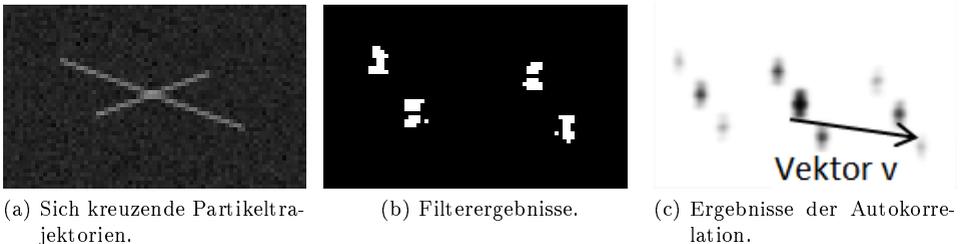


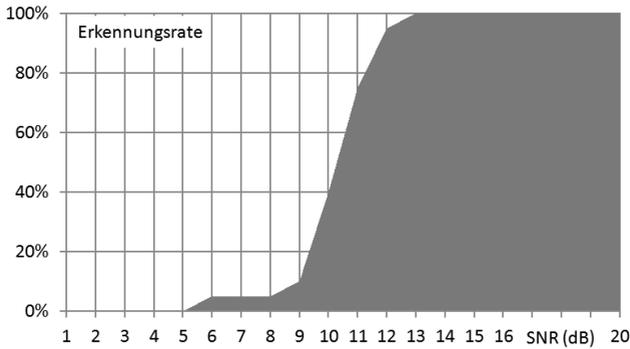
Abbildung 4.17: Gekreuzte Partikeltrajektorien.

Niedrige Signal-Rausch-Verhältnisse

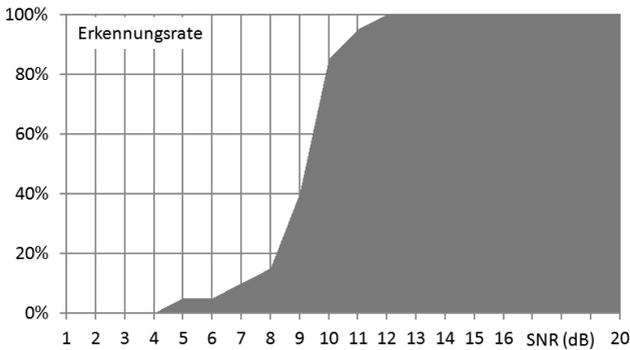
Die Robustheit gegenüber Bildrauschen wurde auf Basis einer Testreihe mit 1000 Beispielen untersucht. Abbildung 4.18 auf der nächsten Seite zeigt die Erkennungsrate einzelner Partikel in Prozent in Abhängigkeit vom SNR (vgl. 3.3.2.6) für das Sobel-Filter-basierte und für das Harris-Operator-basierte Verfahren. Das Sobel-Filter-basierte Verfahren ermöglicht eine 100-prozentige Erkennungsrate ab einem SNR von 13 dB und eine Erkennungsrate von 75 Prozent ab 11 dB. Als Referenz wurde die Erkennungsrate auch auf Basis einer Filterung mit dem etablierten Harris-Operator gemessen. Eine 100-prozentige Erkennungsrate wird hier bereits bei einem SNR ab 12 dB erreicht.

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

Beide Verfahren liefern ähnlich gute Erkennungsraten in Abhängigkeit vom SNR. Das Verfahren auf Basis des Harris-Operators kann jedoch nicht für eine Kompensation des Durchmessers der Partikelabbildungen bei der Berechnung der Partikelgeschwindigkeiten genutzt werden (vgl. 4.3.4). Deshalb ist der Sobel-Filter-basierte Auswertalgorithmus gegenüber dem Harris-basierten Filterverfahren zu bevorzugen.



(a) Sobel-Filter-basiertes Verfahren.



(b) Harris-Operator-basiertes Verfahren.

Abbildung 4.18: Erkennungsrate in Abhängigkeit vom Signal-Rausch-Verhältnis.

4.6 Verifikation der Messergebnisse

Im folgenden Unterabschnitt 1 wird ein Verfahren zur Verifikation der mittels bildgebender Messung erfassten Partikelgeschwindigkeiten diskutiert. Das Verfahren kann auf die Sobel-Filter-basierten (vgl. 4.5.4), als auch auf andere Auswertalgorithmen zur Detektion der Start- und Endpositionen, wie beispielsweise die Harris-Filterung (vgl. 4.3.1 und 4.3.4), angewandt werden. Im zweiten Unterabschnitt wird das Verfahren des ersten Unterabschnittes genutzt, um eine automatisierte Parameterwahl bei der Sobel-Filterung durchzuführen.

4.6.1 Multi-scale Verifikation

Bildaufnahmen realer Objekte und Szenarien enthalten eine Vielzahl kleiner und großer Strukturen. Das Ziel einer Objekterkennung ist die Detektion dieser Strukturen sowie die Zuordnung kleiner Strukturen zu großen Strukturen. Beispielsweise sollten bei einer Bildaufnahme mit einem Baum die Äste und Blätter ebenso wie der Baum selbst detektiert werden. Weiterhin wird eine Zuordnung der Blätter und Äste als Unterobjekte des Objektes Baum angestrebt.

Ein Ansatz zur Verarbeitung von Bilddaten mit Strukturen unterschiedlicher Größe ist die Scale-space Methode [62]: Das Bild wird mit Gauß-Filtern unterschiedlicher Ausprägung gefaltet um aus dem Originalbild einen Raum von Darstellungen zu erzeugen, die das Bild mit verschiedenen Graden von Weichzeichnung repräsentieren. Darstellungen werden als Scales und der Raum von Darstellungen als Scale-space bezeichnet.

Die Berechnung eines Scale-space L ist für ein Bild f in den Gleichungen 4.43 und 4.44 dargestellt. Das zugrundeliegende Prinzip einer Objekterkennung und Objektzuordnung mittels der Scale-space Methode ist wie folgt darstellbar:

- Scales mit großem Parameter t entsprechen einer ausgeprägten Weichzeichnung und eignen sich zur Erfassung großflächiger Objekte.
- Scales mit kleinem Parameter t entsprechen einer schwachen Weichzeichnung und eignen sich zur Erfassung fein strukturierter Details.

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

- Fein strukturierte Details werden großflächigen Objekten mittels Abgleich der Bildkoordinaten zugeordnet.

$$g(t) = \frac{1}{2\pi t} e^{-(x^2+y^2)/2t}, \quad (4.43)$$

$$L(t) = \begin{cases} f & t = 0 \\ f * g(t) & \text{sonst} \end{cases}. \quad (4.44)$$

t : Parameter zur Adressierung eines Scales innerhalb des Scale-space.

Die im Folgenden diskutierte Multi-scale Verifikation gemessener Partikelgeschwindigkeiten unterscheidet sich in zwei Aspekten wesentlich von typischen Scale-space Ansätzen:

1. Anstatt unterschiedliche Details in unterschiedlichen Scales zu detektieren, werden Charakteristika gesucht, die von einem Scale zu einem zweiten, höheren Scale erhalten bleiben. Die erhalten gebliebenen Charakteristika werden als Partikeltrajektorien interpretiert und die im höheren Scale reduzierten oder veränderten Strukturen als Bildrauschen und Bildfehler.
2. Die Faltung mit einem Gauß-Kernel entspricht einer Reduktion der Bildinformationen. Für die Multi-scale Verifikation wurde diese Reduktion auf Basis von Faltungen mit Gauß-Kernen sowie auf Basis verschiedener Techniken zur Reduktion der Bildauflösung durchgeführt. Die besten Ergebnisse wurden bei einer bikubischen Reduktion der Bildauflösung erzielt.

Bei diesem Verfahren zur Verifikation der Messergebnisse wird die Messung zweimal durchgeführt:

1. Auf Basis der Bilddaten mit voller Auflösung.
2. Auf Basis der Bilddaten mit einer um 50 Prozent reduzierten Auflösung.

Anschließend werden die Ergebnisse mittels der in den Gleichungen 4.45 und 4.46 beschriebenen Kriterien miteinander verglichen. Die verwendete Symbolik beschreibt die folgende Nomenklatur:

- o_{vl}^ρ : Norm des Wegstreckenvektors, volle Auflösung.
- o_{vl}^θ : Winkel des Wegstreckenvektors, volle Auflösung.
- r_{vl}^ρ : Norm des Wegstreckenvektors, reduzierte Auflösung.
- r_{vl}^θ : Winkel des Wegstreckenvektors, reduzierte Auflösung.
- ϵ_1, ϵ_2 : Schwellenwerte.

$$\frac{|o_{vl}^\rho - 2r_{vl}^\rho|}{|o_{vl}^\rho|} < \epsilon_1, \quad (4.45)$$

$$|o_{vl}^\theta - r_{vl}^\theta| < \epsilon_2. \quad (4.46)$$

Die Multi-scale Verifikation wurde an den Sobel-Filter-basierten Auswertelgorithmen (vgl. 4.5) sowie an den Harris-Operator-basierten Auswertelgorithmen (vgl. 4.3) verifiziert. Hierzu wurden Partikelabbildungen auf jeweils 10000 Bilder mit niedrigem SNR und niedrigem Kontrast vermessen. Die Bestimmung der Schwellenwerte erfolgte experimentell.

Für beide Filtertechniken betrug die Fehlerrate von False Positives weniger als 1 Prozent ($\epsilon_1 = 0.1$ und $\epsilon_2 = 5^\circ$). Eine Analyse der Messergebnisse für die Sobel-Filter-basierten Auswertelgorithmen folgt in Abschnitt 4.8.

4.6.2 Automatisierte Parameterwahl bei der Sobel-Filterung

Das im vorherigen Unterabschnitt vorgestellte Verfahren zur Verifikation der Messergebnisse kann auch zur Bestimmung optimaler Parameter einer Filtertechnik (Suppressionsfaktoren oder Schwellenwerte bei der Binarisierung) genutzt werden (vgl. 4.5.4). Hinsichtlich dieser Technik seien die Parameterwerte genau dann als optimal definiert, wenn die Verifikation der Messergebnisse zu einem positiven Ergebnis führt.

Eine Messserie am realen Messaufbau besteht aus einer Vielzahl von Einzelmessungen, wobei sich wesentliche Bildcharakteristika wie das Signal-Rausch-Verhältnis und der Bildkontrast während einer realen Messserie nicht wesentlich verändern.

4 Classical PIV auf Basis einer Continuous PIV-Messanordnung

Ein einmal bestimmter Parameterwert kann demnach für viele Folgemessungen verwendet werden, so dass der Vorgang der Bestimmung der Parameterwerte lediglich für vereinzelte Bildaufnahmen erforderlich ist. Dies hat zur Folge, dass sich die automatisierte Wahl von Parameterwerten auf Basis der Verifikation der Messergebnisse im Mittel nur unwesentlich auf die für eine Messung erforderliche Rechenzeit auswirkt.

Für die Bildfilterung auf Basis eines modifizierten Sobel-Operators können die vorgestellten Verfahren zur Verifikation der Messergebnisse (vgl. 4.6.1 und 4.6.2) auch zur Bestimmung eines geeigneten Suppressionsfaktors genutzt werden (vgl. 4.5.4). Hierzu wird mittels binärer Suche ein Suppressionsfaktor gewählt, der zu optimalen Messergebnissen führt. Die Richtung der Suche für einen Schritt wird bestimmt, indem ausgehend vom aktuell untersuchten Suppressionsfaktor s_a ebenso die Qualität der Messergebnisse für die Suppressionsfaktoren $s_m < s_a$ und $s_p > s_a$ untersucht werden. Der Suppressionsfaktor mit den besseren Messergebnissen bestimmt die Richtung der Suche.

Experimentelle Untersuchungen haben gezeigt, dass das Prüfen der Werte $(\sqrt{2})^T$ mit $0 \leq T \leq 16$ mit hoher Wahrscheinlichkeit zur Auffindung eines optimalen Suppressionsfaktors führt. Vor der Anwendung einer binären Suche sollten folglich zunächst die Faktoren $(\sqrt{2})^T$ untersucht werden.

Intervall optimaler Suppressionsfaktoren

Auf Basis eines ermittelten, optimalen Suppressionsfaktors kann ein Intervall optimaler Faktoren mittels binärer Suche bestimmt werden. Anschließend wird ein Faktor in der Mitte dieses Wertebereiches gewählt, um Variationen der Bildcharakteristika zwischen den Messungen, die zu einer Verschiebung der Grenzen des Intervalls optimaler Faktoren führen, zu berücksichtigen.

4.7 Regressionsanalyse

Die auf Basis einer Filterung der Start- und Endpunkte gemessenen Wegstrecken der Partikel sind vom Durchmesser der Partikeltrajektorien abhängig (vgl. Abb. 4.8 auf Seite 110). Zusätzlich können, im Falle einer Filterung mit dem modifizierten Sobel-Operator (vgl. 4.5), Abhängigkeiten der Messergebnisse vom Winkel der Partikeltrajektorien sowie vom gewählten Suppressionsfaktor auftreten. Daher wurde die Abhängigkeit der gemessenen Wegstrecke von verschiedenen Einflussfaktoren mittels einer Regressionsanalyse bestimmt. Die hier vorgestellten Messergebnisse wurden mit den Sobel-Filter-basierten Auswertalgorithmen erzielt.

Zur Erfassung der Einflussfaktoren auf die gemessenen Wegstrecken werden die Abhängigkeiten als linear approximiert und ein lineares Regressionsmodell aufgestellt. Gleichung 4.47 beschreibt ein allgemeines, lineares Regressionsmodell [30]. Der Vektor $x = (x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_k)^T$ entspricht den Einflussfaktoren, Y ist das Ergebnis des Modells und der Vektor der Regressionskoeffizienten $\beta = (\beta_0 \ \beta_1 \ \beta_2 \ \cdots \ \beta_k)^T$ repräsentiert die gesuchte Gewichtung der Einflussfaktoren. Das Absolutglied β_0 ist keinem einzelnen Einflussfaktor zugehörig.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_K x_K. \quad (4.47)$$

Die Erzeugung des Modells basiert auf einem Datensatz von N Beobachtungen. Dieser Datensatz besteht aus einer Datenmatrix \hat{X} sowie dem Vektor \hat{Y} , der das Ergebnis jeder Beobachtung repräsentiert (Gleichung 4.48). Jede Spalte der Datenmatrix \hat{X} beschreibt die Werte eines Einflussfaktors, wobei die erste Spalte dem Absolutglied β_0 zugeordnet ist.

$$\hat{X} = \begin{pmatrix} 1 & x_{1,1} & \cdots & x_{K,1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1,N} & \cdots & x_{K,N} \end{pmatrix}; \quad \hat{Y} = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_N \end{pmatrix}. \quad (4.48)$$

Auf Basis der Gleichungen 4.48 und 4.49 werden die Regressionskoeffizienten β mittels der Methode der kleinsten Quadrate abgeschätzt.

$$\beta = (\widehat{X}^T \widehat{X})^{-1} \widehat{X}^T \widehat{Y}. \quad (4.49)$$

Die Sobel-Filter-basierten Auswertalgorithmen können zusätzlich zur Länge von Flugbahnabbildungen den Durchmesser der Abbildungen detektieren, was eine Korrektur der gemessenen Geschwindigkeiten auf Basis des Abbildungsdurchmessers ermöglicht (Abb. 4.8 auf Seite 110). Die Erfassung des Durchmessers gelingt jedoch erst ab einem Mindestdurchmesser von 2 Pixeln, so dass für dünnere Abbildungen lediglich die Länge der Abbildungen detektiert wird. Für jede erfolgreiche Messung ist demnach eine Zuordnung zu einem der folgenden beiden Fälle möglich:

1. Die Messergebnisse enthalten die Länge und den Durchmesser der Flugbahnabbildungen. Auf die Messergebnisse wird ein Regressionsmodell angewandt, welches auch den Abbildungsdurchmesser umfasst.
2. Die Messergebnisse enthalten lediglich die Länge der abgebildeten Trajektorien. Das zur Anwendung kommende Regressionsmodell enthält demnach keinen Regressionskoeffizienten für den Durchmesser der Abbildung.

Für beide Fälle wurde jeweils ein Regressionsmodell auf der Basis von 10000 computergenerierten Testbildern (vgl. 3.3) erstellt ($N = 10000$). Hierbei entspricht die Datenmatrix \widehat{X} den gemessenen und gesetzten Parameterwerten und der Ergebnisvektor \widehat{Y} repräsentiert die voreingestellten, bekannten Wegstrecken der Partikel. Die Datenbasis wurde mit dem in Abschnitt 3.3 vorgestellten Software-Tool unter Variation der folgenden Parameter erzeugt:

- Betrag der Wegstreckenvektoren.
- Winkel der Wegstreckenvektoren.
- Partikelanzahl.
- SNR.
- Kontrast.
- Modulationstransferfunktion.

Gleichung 4.50 zeigt den Ansatz für das Modell mit Abbildungsdurchmesser und Gleichung 4.51 beinhaltet die zugehörigen Regressionskoeffizienten. Analog dazu beschreiben die Gleichungen 4.52 und 4.53 den Ansatz und die Koeffizienten für das Modell ohne Durchmesser. Die Nomenklatur sowie die Messergebnisse werden in Abschnitt 4.8 dargestellt.

Modell mit Durchmesser

$$v_m = \alpha_1 o_{vl}^\rho + \alpha_2 o_{vl}^\theta + \alpha_3 o_{sz}^\rho + \alpha_4 o_{sz}^\theta + \gamma s + C ; \quad \beta = \begin{pmatrix} C \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \gamma \end{pmatrix}, \quad (4.50)$$

$$v_m = 0,94 o_{vl}^\rho - 4,92 o_{vl}^\theta - 0,91 o_{sz}^\rho + 16,02 o_{sz}^\theta - 0,11 s + 8,40. \quad (4.51)$$

Modell ohne Durchmesser

$$v_m = \alpha_1 o_{vl}^\rho + \alpha_2 o_{vl}^\theta + \gamma s + C ; \quad \beta = \begin{pmatrix} Cs \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \gamma \end{pmatrix}, \quad (4.52)$$

$$v_m = 1,01 o_{vl}^\rho + 0,119 o_{vl}^\theta - 0,017 s + 1,75. \quad (4.53)$$

4.8 Verifikation der Sobel-Filter-basierten Auswertealgorithmen

In diesem Abschnitt wird die Abweichung der Messung von Partikelgeschwindigkeiten auf Basis der Sobel-Filterung (vgl. 4.5) sowie unter Anwendung der Regressionsanalyse (vgl. 4.7) analysiert. Der Suppressionsparameter wird automatisiert mittels der Multi-scale Verifikation (vgl. 4.6.2) ermittelt. Die diesbezüglich erforderlichen Schwellenwerte wurden auf $\epsilon_1 = 0,1$ und $\epsilon_2 = 5^\circ$ gesetzt (vgl. 4.6.2).

Analog zu Abschnitt 4.7 wird in den folgenden Unterabschnitten zwischen Messungen, bei denen der Abbildungsdurchmesser erfasst wurde und Messungen ohne detektierten Durchmesser unterschieden. Diese Unterscheidung ist aufgrund der in Abschnitt 4.7 vorgestellten Regressionsanalyse zur Erhöhung der Messgenauigkeit erforderlich. Zur Erzeugung der Bilddaten, auf denen die Messungen basieren, sowie zur Bestimmung der Messabweichung wurde das unter Abschnitt 3.3 vorgestellte Konzept virtueller Messungen angewendet.

Tabelle 4.2 zeigt Messergebnisse ohne gemessenen Abbildungsdurchmesser auf Basis einer Testreihe mit 10000 Bildern und Tabelle 4.3 zeigt die Ergebnisse für Messungen mit erfasstem Durchmesser auf Basis einer weiteren Testreihe mit 10000 Bildern. Zur Untersuchung des Einflusses einzelner Faktoren auf die Messabweichung wurden die Parameter, welche die Einflussfaktoren repräsentieren, unabhängig voneinander variiert.

Nomenklatur für die Tabellen 4.2 und 4.3 sowie für die Gleichungen 4.50 bis 4.53

- v_m : Berechnete Geschwindigkeit des Regressionsmodells, finales Ergebnis.
- s : Suppressionsfaktor.
- o_{vl}^ρ : Betrag des Wegstreckenvektors, Originalbild.
- o_{vl}^θ : Winkel des Wegstreckenvektors, Originalbild.
- o_{sz}^ρ : Betrag des Vektors zur Beschreibung des Durchmessers der Abbildungen, Originalbild.
- o_{sz}^θ : Winkel des Vektors zur Beschreibung des Durchmessers der Abbildungen, Originalbild (vgl. 4.5).
- r_{vl}^ρ : Betrag des Wegstreckenvektors, Bild mit reduzierter Auflösung (vgl. 4.6.2).
- r_{vl}^θ : Winkel des Wegstreckenvektors, Bild mit reduzierter Auflösung.
- r_{sz}^ρ : Betrag des Vektors zur Beschreibung des Durchmessers der Abbildungen, Bild mit reduzierter Auflösung.
- r_{sz}^θ : Zur Messung des Durchmessers zugehöriger Winkel, Bild mit reduzierter Auflösung.
- C : Konstante.
- s *Intervall*: Intervall optimaler Suppressionsfaktoren.

Ergebnisse ohne Messung des Abbildungsdurchmessers

Die Prozessparameter wurden hinsichtlich des Betrags des Wegstreckenvektors, dem Winkel der Trajektorien, dem Kontrast sowie dem Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) variiert. Die Ergebnisse basieren auf den folgenden Standard-Parameterwerten, soweit in der Tabelle 4.2 auf der nächsten Seite nicht anders angegeben:

- Betrag und Winkel des Wegstreckenvektors: $p_{vl}^{\rho} = 50$ Pixel, $p_{vl}^{\theta} = 15$ Grad.
- Durchmesser der Partikelabbildung $p_{sz} = 1$ Pixel. Der Wert ist auf 1 Pixel begrenzt (vgl. 4.7).
- Signal-Rausch-Verhältnis: $\text{SNR} = 17$ dB (vgl. 3.3.2.6).
- Kontrast: 0,3 (vgl. 3.3.2.3).

Tabelle 4.2 auf der nächsten Seite zeigt die Ergebnisse ohne eine Messung des Durchmessers der Partikelabbildungen. Bemerkenswert ist, dass die auf Basis der Autokorrelation ermittelten Partikelwegstrecken o_{vl}^{ρ} für alle Messungen aufgrund des in Abbildung 4.8 auf Seite 110 dargestellten Effekts über der Geschwindigkeit des vom Software-Tool (vgl. 3.3) gesetzten virtuellen Partikel p_{vl}^{ρ} liegen. Dementsprechend führt das Regressionsmodell zu einer Reduzierung des Messwertes und folglich zu einer Verbesserung der Messgenauigkeit. Nach der Anwendung des Regressionsmodells beträgt die Messabweichung in allen betrachteten Fällen weniger als ein Pixel.

4.8 Verifikation der Sobel-Filter-basierten Auswertelgorithmen

Tabelle 4.2: Messergebnisse ohne Erfassung des Durchmessers der Partikelabbildungen.

Wegstrecke	s	o_{vl}^{ρ}	o_{vl}^{θ}	r_{vl}^{ρ}	r_{vl}^{θ}	s Intervall	v_m
20 Pixel	15	21,67	12	11,38	10	5-34	19,79
30 Pixel	15	32,58	13	16,87	11	5-28	30,76
40 Pixel	15	42,44	13	21,53	12	3-28	40,67
60 Pixel	15	62	13	31,08	13	6-29	60,34
80 Pixel	14	81,7	14	41,72	13	3-30	80,15
Winkel	s	o_{vl}^{ρ}	o_{vl}^{θ}	r_{vl}^{ρ}	r_{vl}^{θ}	s Intervall	v_m
5 Grad	15	51,11	4	25,54	4	3-30	49,37
20 Grad	14	50,93	19	25,71	18	4-34	49,23
35 Grad	15	50,19	32	25,41	31	11-23	49,50
65 Grad	22	52,26	67	25,54	67	8-31	50,53
75 Grad	15	51,87	76	26,16	77	5-26	50,26
SNR	s	o_{vl}^{ρ}	o_{vl}^{θ}	r_{vl}^{ρ}	r_{vl}^{θ}	s Intervall	v_m
35 dB	15	52,05	13	27,02	12	6-37	50,33
21 dB	10	50,40	13	24,93	13	3-17	49,76
17 dB	7	51,05	14	25,59	13	5-9	49,47
13 dB	6	51,45	14	25,53	14	4-8	49,89
11 dB	5	49,65	13	24,66	14	5	49,10
Kontrast	s	o_{vl}^{ρ}	o_{vl}^{θ}	r_{vl}^{ρ}	r_{vl}^{θ}	s Intervall	v_m
0,7	15	52,24	14	26,91	13	4-39	50,90
0,5	5	50,36	14	25,52	13	3-8	50,12
0,3	7	50,43	15	24,96	14	5-8	50,17
0,2	4	50,72	14	25,22	14	4-5	50,51
0,15	6	50,49	15	24,93	14	5-6	50,25

Ergebnisse mit Messung des Abbildungsdurchmessers

Die Prozessparameter wurden hinsichtlich des Betrags der Partikelgeschwindigkeit, dem Winkel der Trajektorien, der Größe der Partikelabbildungen sowie dem Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) variiert. Variationen des Kontrastes führten zu Ergebnissen, die mit denen der Messungen ohne erfassten Abbildungsdurchmesser korrelieren und werden daher nicht erneut aufgeführt. Die Ergebnisse basieren auf den folgenden Standard-Parameterwerten, soweit in der Tabelle 4.3 auf der nächsten Seite nicht anders angegeben:

- Betrag und Winkel der Partikelgeschwindigkeit: $p_{vl}^{\rho} = 50$ Pixel, $p_{vl}^{\theta} = 5$ Grad.
- Größe der Partikelabbildung $p_{sz} = 10$ Pixel.
- Signal-Rausch-Verhältnis: SNR = 26 dB (vgl. 3.3.2.6).
- Kontrast: 0,9 (vgl. 3.3.2.3).

Die Ergebnisse zeigen, dass die auf Basis der Autokorrelation ermittelten Wegstrecken σ_{vl}^{ρ} zirka um den Betrag des Durchmessers der Partikelabbildungen zu hoch bemessen werden, was den in Abbildung 4.8 auf Seite 110 dargestellten Sachverhalt bestätigt. Der gemessene Durchmesser wird vom Regressionsmodell berücksichtigt und es findet eine Reduzierung der ausgegebenen Wegstrecke um den Betrag des Durchmessers statt. In allen betrachteten Fällen beträgt die Messabweichung nach Anwendung des Regressionsmodells weniger als ein Pixel.

Tabelle 4.3: Messergebnisse mit Erfassung des Durchmessers der Partikelabbildungen.

Wegstrecke	s	σ_{vl}^ρ	σ_{vl}^θ	σ_{sz}^ρ	σ_{sz}^θ	r_{vl}^ρ	r_{vl}^θ	r_{sz}^ρ	r_{sz}^θ	s Intervall	v_m
30 Pixel	36	39,34	5	10,97	91	21,18	5	7,85	90	17-73	31,83
40 Pixel	36	49,31	5	11,33	90	26,11	5	8,05	91	25-73	40,71
50 Pixel	36	59,39	5	11,69	90	31,17	5	8,20	90	17-73	50,01
60 Pixel	36	69,19	5	11,51	90	36,08	5	8,07	90	17-73	59,22
70 Pixel	36	79,38	5	11,31	90	41,02	5	8,07	91	17-73	69,03
Durchmesser	s	σ_{vl}^ρ	σ_{vl}^θ	σ_{sz}^ρ	σ_{sz}^θ	r_{vl}^ρ	r_{vl}^θ	r_{sz}^ρ	r_{sz}^θ	s Intervall	v_m
4 Pixel	51	53,10	5	5,60	90	27,24	5	4,60	87	36-73	49,82
5 Pixel	36	54,16	5	6,65	90	27,90	5	5,83	88	17-73	49,59
7 Pixel	36	55,88	5	8,13	90	29,07	5	6,65	88	17-73	49,97
10 Pixel	36	59,32	5	11,28	89	31,14	5	8,01	90	17-73	52,48
16 Pixel	36	65,32	5	16,73	90	34,22	5	11,00	90	25-73	50,81
Winkel	s	σ_{vl}^ρ	σ_{vl}^θ	σ_{sz}^ρ	σ_{sz}^θ	r_{vl}^ρ	r_{vl}^θ	r_{sz}^ρ	r_{sz}^θ	s Intervall	v_m
0 Grad	36	59,30	0	11,55	90	31,11	0	7,97	89	17-73	49,89
10 Grad	36	59,23	10	11,43	92	30,98	10	8,30	90	17-73	50,03
20 Grad	36	58,44	20	11,26	89	29,94	20	8,41	89	17-73	50,62
30 Grad	36	57,51	30	11,34	90	29,70	30	8,52	90	25-73	50,57
40 Grad	73	58,03	40	10,82	89	29,83	41	6,96	90	73	49,77
SNR	s	σ_{vl}^ρ	σ_{vl}^θ	σ_{sz}^ρ	σ_{sz}^θ	r_{vl}^ρ	r_{vl}^θ	r_{sz}^ρ	r_{sz}^θ	s Intervall	v_m
35 dB	36	59,24	5	11,24	90	31,13	5	8,45	90	5-73	50,12
26 dB	36	59,12	5	11,20	90	30,93	5	8,05	91	5-73	49,88
19 dB	36	59,33	5	11,44	89	31,12	5	8,29	89	17-73	49,86
16 dB	51	59,24	5	10,60	91	31,11	5	7,51	90	51-73	49,36
14 dB	73	60,79	5	9,03	90	31,08	5	6,70	91	73	49,53

Verifikation des Verfahrens

Die Sobel-Filter-basierten Auswertelgorithmen zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten wurden an realen Bildaufnahmen von thermokinetischen Beschichtungsprozessen verifiziert. Abbildung 4.19 zeigt eine Bildaufnahme sowie die erfassten Partikelgeschwindigkeiten für mehrere Interrogation Windows (vgl. 2.2.3). Die visualisierten Messergebnisse bestätigen die konische Form der Sprühflamme (vgl. Kapitel 1) und zeigen, dass Partikel in der Sprühflammenmitte eine höhere Geschwindigkeit aufweisen als Partikel in den Randregionen.

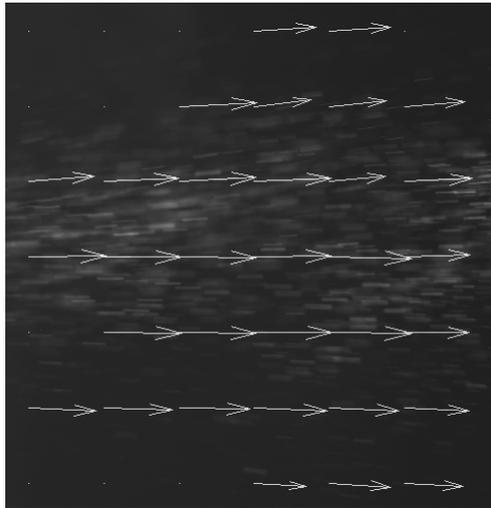


Abbildung 4.19: Verifikation des Verfahrens.

5 Fermat Number Transform auf Basis des Zweierkomplements

In Kapitel 4 wurde ein Messverfahren zur Bestimmung von Partikelgeschwindigkeiten auf Basis der 2D-Korrelation von Bildsegmenten vorgestellt (vgl. 4.5.4). Der klassische Ansatz zur Berechnung einer solchen Korrelation hat eine Zeitkomplexität von $\mathcal{O}(n^2)$, wobei n der Anzahl der Pixel der Bildsegmente entspricht. Alternativ kann die Korrelation mittels der schnellen Fouriertransformation (FFT) mit einer Zeitkomplexität von $\mathcal{O}(n \cdot \log n)$ durchgeführt werden (vgl. 4.1.1.).

Eine weitere Möglichkeit zur Berechnung einer Korrelation in $\mathcal{O}(n \cdot \log n)$ bietet die Anwendung der schnellen Fermat Number Transform (FNT). Im Gegensatz zur FFT basiert die FNT auf Ganzzahlarithmetik und ermöglicht in einigen Szenarien, wie dem Anwendungsfall, der dem Messverfahren aus Kapitel 4 zugrunde liegt, einen geringeren Ressourcenverbrauch als vergleichbare FFT-Implementierungen. In diesem Kapitel wird die FNT auf Basis des Zweierkomplements vorgestellt, welche gegenüber dem Stand der Forschung eine weitere Effizienzsteigerung aufgrund nochmals verringertem Ressourcenbedarf darstellt [89].

Dieses Kapitel ist wie folgt gegliedert: Abschnitt 1 führt die in diesem Kapitel verwendete Symbolik auf und Abschnitt 2 enthält den Stand der Forschung zur FNT. In Abschnitt 3 wird ein neuer Ansatz für die Berechnung der FNT auf Basis des Zweierkomplements (TFNT, engl. Two's complement FNT) sowie die Korrelation unter Verwendung der TFNT vorgestellt. Der Nachweis der Korrektheit dieses TFNT Ansatzes ist in Abschnitt 4 dargestellt. Anschließend folgt in Abschnitt 5 die Verifikation der Performanz der TFNT am Beispiel einer 2D-Korrelation.

In Abschnitt 6 wird die Implementierung eines Systems zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten vorgestellt. Das System basiert auf den Sobel-Filter-basierten Auswertalgorithmen zur Verwendung von Classical-PIV-Auswertalgorithmen mit einem Continuous-PIV Messaufbau (vgl. 4.5.4) sowie auf einem Classical-PIV-Auswertalgorithmus auf Basis einer 2D-Kreuzkorrelation unter Anwendung der in Abschnitt 5 verifizierten TFNT.

5.1 Nomenklatur

\mathbb{N}_a : Menge aller natürlicher Zahlen, die mit $a + 1$ Bit darstellbar sind.

$x^{B,a}$: Zahl in der Binärdarstellung im Restklassenring $m = 2^a + 1$ mit $x^{B,a} < m$ und $x^{B,a} \in \mathbb{N}_a$.

$x^{D,a}$: Diminished-1 Repräsentation von $x^{B,a}$ im Restklassenring $m = 2^a + 1$, wobei gilt:

$$x^{D,a} < m \quad \text{mit } x^{D,a} \in \mathbb{N}_a,$$

$$x^{D,a} = \begin{cases} 2^n & x^{B,a} = 0 \\ x^{B,a} - 1 & \text{else} \end{cases}.$$

\mathbb{T}_a : Menge aller Zahlen, die mit $a + 1$ Bit im Zweierkomplement darstellbar sind.

$\text{not}(x)$: Bitweise Negation von x .

x_z : Bit an der Position z von x , wobei gilt:

$$x \in \mathbb{N}_a \text{ und } x_z \in \mathbb{N}_0 \text{ oder } x \in \mathbb{T}_a \text{ und } x_z \in \mathbb{N}_0,$$

$$z \in \mathbb{N} \text{ mit } a \geq z \geq 0.$$

$x_{z1,z2}$: Selektion der Bits $z1$ bis $z2$ von x , wobei gilt:

$$x \in \mathbb{N}_a \text{ und } x_{z1,z2} \in \mathbb{N}_{z1-z2} \text{ oder } x \in \mathbb{T}_a \text{ und } x_{z1,z2} \in \mathbb{N}_{z1-z2},$$

$$z1, z2 \in \mathbb{N} \text{ mit } a \geq z1 \geq z2 \geq 0.$$

5.2 Stand der Forschung zur Number Theoretic Transform und Fermat Number Transform

Die Number Theoretic Transform (NTT) erfüllt das Faltungstheorem [4] und kann aufgrund der Rückführbarkeit einer Korrelation auf eine Faltung (vgl. 4.1.1) zur Berechnung schneller Korrelationen mit einer Zeitkomplexität von $\mathcal{O}(n \cdot \log n)$ genutzt werden. Gleichung 5.1 definiert die Number Theoretic Transform X eines Signals x . Eine Wahl der Parameter N , m und $\omega_{N,m}$ ist nicht uneingeschränkt möglich. Vielmehr muss die Kombination aus N , m und $\omega_{N,m}$ den Bedingungen der Gleichungen 5.2 bis 5.4 genügen [49]. Weiterhin ist zur Durchführung der inversen Transformation die Existenz der Inversen von N sowie von $\omega_{N,m}$ im Restklassenring $\mathbb{Z}/m\mathbb{Z}$ erforderlich.

$$X_k = \sum_{i=0}^{N-1} x_i \cdot \omega_{N,m}^{i \cdot k} \text{ mod } m \quad \forall k = 0, \dots, N-1. \quad (5.1)$$

N : Transformationslänge.

$\omega_{N,m}$: Primitive Einheitswurzel für die Transformationslänge N im Restklassenring $\mathbb{Z}/m\mathbb{Z}$.

$$\omega^N \equiv 1, \quad (5.2)$$

$$\sum_{i=0}^{N-1} \omega_{N,m}^{i \cdot k} \equiv 0, \quad k = 0, \dots, N-1, \quad (5.3)$$

$$\underbrace{1 + 1 + \dots + 1}_N \equiv 1. \quad (5.4)$$

Die **Fermat Number Transform (FNT)** ist eine Untermenge der Number Theoretic Transform mit $m = 2^{2^n} + 1$, wobei häufig auch Transformationen mit $m = 2^n + 1$ als Fermat Number Transform bezeichnet werden. Für die FNT existiert eine Vielzahl zulässiger Kombinationen N , m und $\omega_{N,m}$ (Gl. 5.2 bis 5.4) mit $N = 2^x$, so dass analog zur Fast Fourier Transform auch eine Radix-basierte Fast Fermat Number Transform mit einer Zeitkomplexität von $\mathcal{O}(N \cdot \log N)$ realisierbar ist.

Dynamikumfang

Die FFT ist auf der Menge der komplexen Zahlen definiert, weshalb zur Erzielung geringer Rundungsfehler für eine hohe Messgenauigkeit auf typischen CPUs häufig Gleitkommaeinheiten mit hohem Ressourcenbedarf eingesetzt werden [36]. Viele integrierte Hardwarearchitekturen zur Realisierung hochperformanter Echtzeitsysteme, wie digitale Signalprozessoren und FPGAs, besitzen jedoch arithmetische Einheiten zur Durchführung von Rechenoperationen in Ganzzahl- sowie Festkommaarithmetik, die eine besonders hohe Anzahl von Rechenoperationen pro Zeitabschnitt ermöglichen, oder sie wurden auf die Implementierung solcher Operationen hin optimiert. Die Berechnung der FFT auf diesen Architekturen, die dann auch als "Fixed-Point FFT" bezeichnet wird, erfordert eine dynamische Skalierung der Zwischenergebnisse zur Unterbindung arithmetischer Über- und Unterläufe, die zu fehlerhaften Messergebnissen führen können. Wenngleich eine solche Skalierung die Ausgabe fehlerhafter Ergebnisse ausschließt, so kann deren Anwendung in Abhängigkeit der zugrunde gelegten Wortbreite dennoch zu einer Reduktion des Dynamikumfangs der Ergebnisse und in der Folge zu einer erheblich reduzierten Messgenauigkeit [47] im Vergleich zu Berechnungen von Messwerten auf Basis von Gleitkomma-Architekturen führen [21].

Ein Vorteil der FNT gegenüber der Fixed-Point FFT ist, dass Korrelationen mit vollem Dynamikumfang auf Basis der FNT eine geringere Wortbreite erfordern als Korrelationen auf Basis der Fixed-Point FFT. Tabelle 5.1 zeigt die zur Erzielung des vollen dynamischen Umfangs erforderliche Wortlänge für die Fixed-Point FFT sowie die FNT am Beispiel zweier Anwendungsszenarios. Das erste Szenario beschreibt die Korrelation binärer Bilddaten, die in einer Vielzahl bildgebender Techniken, wie beispielsweise dem in Abschnitt 4.5 vorgestellten Messverfahren zum Einsatz kommt. Das zweite Szenario repräsentiert die Korrelation zweier 2D-Arrays der Dimensionen 16x16, welche der Größe typischer Interrogation Windows des Classical-PIV-Verfahrens entsprechen [38]. Für die beiden gezeigten Szenarios erreicht die FNT den vollen Dynamikumfang bereits mit einer Wortbreite von 17 Bit während für dieselbe Genauigkeit mittels Berechnungen auf Basis der FFT bis zu 33 Bit erforderlich sind. Zwar ist bei Anwendung einer dynamisch skalierten Fixed-Point FFT eine Berechnung mit reduzierter Wortbreite möglich. Eine solche

Vorgehensweise führt jedoch im Falle einer großen Anzahl hoher Eingabewerte zu einer erheblichen Verschlechterung des Dynamikumfangs und in der Folge zu einer höheren Messabweichung.

Tabelle 5.1: Dynamikumfang der FNT und FFT für 2D-Korrelationen.

Dynamikumfang der Eingabedaten	$0 \dots 2^0$	$0 \dots 2^4$
Dimension eines Datenblocks	256x256	16x16
FFT: 1D (Zeile für Zeile)	$0 \dots 2^8$	$0 \dots 2^8$
FFT: 1D (Spalte für Spalte)	$0 \dots 2^{16}$	$0 \dots 2^{12}$
FFT: Elementweise Multiplikation	$0 \dots 2^{32}$, 33 Bit	$0 \dots 2^{24}$, 25 Bit
FNT: 1D (Zeile für Zeile)	$0 \dots 2^8$	$0 \dots 2^8$
FNT: 1D (Spalte für Spalte)	$0 \dots 2^8$	$0 \dots 2^8$
FNT: Elementweise Multiplikation	$0 \dots 2^{16}$, 17 Bit	$0 \dots 2^{16}$, 17 Bit

Diminished-1 Ansatz

Die Berechnung einer FNT erfordert die Durchführung von Modulo-Operationen, um den Wertebereich der Zwischenergebnisse auf den zulässigen Wertebereich der benutzten Computerarchitektur zu begrenzen. Eine solche Modulo-Operation wird typischerweise mittels einer rechenintensiven Division realisiert, was einen Nachteil im Vergleich zur FFT darstellt, die keine Modulo-Rechnung erfordert.

Der Diminished-1-Ansatz ersetzt die ressourcenintensiven Divisionen zur Berechnung der Modulo-Operation durch Additionen, die nur wenige Ressourcen beanspruchen [58]. Hierzu ist es erforderlich, Additionen in einer sogenannten Diminished-1-Darstellung auszuführen, während Multiplikationen in der typischen Binärzahl-darstellung berechnet werden (vgl. Nomenklatur). Aufgrund einer alternierenden Abfolge von Additionen und Multiplikationen bei der Berechnung einer FNT muss folglich kontinuierlich zwischen beiden Darstellungsformen konvertiert werden. Diese Konvertierung wird mit einer weiteren Addition realisiert.

Die folgende Beschreibung der Diminished-1-Operationen dient als Grundlage für die Performanz-Analyse des Diminished-1 Ansatzes in Abschnitt 5.5.

5 Fermat Number Transform auf Basis des Zweierkomplements

1. Negation $c^{D,n} = \overline{a^{D,n}} = -a^{D,n}$:

If $a_n^{D,n} = 1$ then $c^{D,n} = a^{D,n}$

else $c^{D,n} = \text{not}(a_{n-1,0}^{D,n})$.

2. Addition $c^{D,n} = a^{D,n} + b^{D,n}$:

If $b_n^{D,n} = 1$ then $c^{D,n} = a^{D,n}$

else

If $a_n^{D,n} = 1$ then $c^{D,n} = b^{D,n}$

else

$x = a_{n-1,0}^{D,n} + b_{n-1,0}^{D,n}$, wobei $x \in \mathbb{N}_n$

$c^{D,n} = x_{n-1,0} + \text{not}(x_n)$.

3. Konvertierung von der Binärdarstellung in die Diminished-1 Darstellung

$a^{B,n} \rightarrow c^{D,n}$:

$x = a^{B,n} + (2^n - 1)$, wobei $x \in \mathbb{N}_n$

$c^{D,n} = x_{n-1,0} + \text{not}(x_n)$.

4. Konvertierung von der Diminished-1 Darstellung in die Binärdarstellung

$a^{D,n} \rightarrow c^{B,n}$:

$c^{B,n} = a_{n-1,0}^{D,n} + \text{not}(a_n^{D,n})$.

5. Multiplikation $c^{D,n} = a^{D,n} \cdot b^{D,n}$ (nach [10]):

$a^{B,n} = a_{n-1,0}^{D,n} + \text{not}(a_n^{D,n})$. $b^{B,n} = b_{n-1,0}^{D,n} + \text{not}(b_n^{D,n})$.

$x = a^{B,n} \cdot b^{B,n}$, wobei $x \in \mathbb{N}_{2n}$.

$y_n = x_{2n}$ und $y_{n-1,0} = x_{2n-1,n+1}$, wobei $y \in \mathbb{N}_n$.

$z = x_{n,0} + y$, wobei $z \in \mathbb{N}_n$.

$c^{D,n} = z_{n-1,0} + \text{not}(z_n)$.

5.3 FNT und Korrelation auf Basis von Zweierkomplement-Operationen

In diesem Abschnitt wird die FNT basierend auf Zweierkomplement-Rechenoperationen (TFNT, engl. Two's complement FNT) vorgestellt (Unterabschnitt 1). Anschließend folgt eine Beschreibung der Korrelation mittels TFNT in Unterabschnitt 2. Ohne Einschränkung der Allgemeinheit wird der Restklassenring $m = 2^n + 1$ gewählt und die Transformationslänge als I bezeichnet.

5.3.1 FNT basierend auf dem Zweierkomplement (TFNT)

Die Datenpfade von FFT und FNT bestehen aus Multiplikationen mit Einheitswurzeln und aus Additionen. Hinsichtlich der FNT, welche auf Restklassen durchgeführt wird, sind zusätzliche Modulo-Operationen zur Begrenzung des Wertebereichs der Zwischenergebnisse erforderlich. Unter Verwendung des Zweierkomplements ist diese Modulo-Operation für FNTs äquivalent zu einer einzelnen Subtraktion, die während der Transformation lediglich einmal vor sowie einmal nach jeder Multiplikation mit einer Einheitswurzel durchgeführt wird. Sei das Ergebnis einer solchen Multiplikation ein Element aus der Menge \mathbb{T}_{2n} , so ist das Zwischenergebnis nach Anwendung der Modulo-Operation ein Element der Menge \mathbb{T}_{n+1} . Anschließend können bis zu 2^{n-1} dieser Zwischenergebnisse akkumuliert werden, bevor der Wertebereich erneut die Menge \mathbb{T}_{2n} umfasst. Dies ermöglicht die Durchführung ausreichend viele Additionen zur Implementierung einer Radix-128-Architektur mit $n = 8$ oder größeren Radix-Schmetterlingsgraphen mit größeren n . Nach den Akkumulationen wird eine weitere Modulo-Operation ausgeführt, so dass das Ergebnis der Aufsummierung erneut mit dem Wertebereich \mathbb{T}_{n+1} dargestellt werden kann und es folgt die nächste Multiplikation mit einer Einheitswurzel.

5 Fermat Number Transform auf Basis des Zweierkomplements

Die TFNT basiert auf den folgenden Operationen:

1. Konvertierung der Einheitswurzeln sowie der Eingabedaten in das Zweierkomplement: Die Konvertierung der Eingabedaten erfordert keinen Rechenaufwand und die Umwandlung der Einheitswurzeln findet einmalig für beliebig viele Transformationen im Voraus statt. Folglich werden beide Konvertierungen nicht auf den Aufwand einer einzelnen Transformation angerechnet.

Nach der Konvertierung liegen die Daten in den folgenden Formaten vor:

- a) Eingabedaten: $a(i) \in \mathbb{T}_{n+1} \forall i = 0, \dots, I - 1$.
- b) Einheitswurzeln: $\omega(i) \in \mathbb{T}_n$ mit $-2^{n-1} \leq \omega(i) \leq 2^{n-1} \forall i = 0, \dots, I - 1$.

2. Additionen innerhalb der Schmetterlingsgraphen: Die Addition ist definiert als $z = r + t$ mit $r \in \mathbb{T}_{s_3}$, $r \in \mathbb{T}_{s_1}$ und $t \in \mathbb{T}_{s_2}$, sowie $s_1, s_2, s_3, \in \mathbb{N}$ und $s_3 = s_1 + s_2 + 1$. Arithmetische Über- und Unterläufe, die zu fehlerhaften Ergebnissen führen können, werden mittels Wahl ausreichend großer Wortbreiten ausgeschlossen. Die Operationen erfordern Addierwerke mit einer Genauigkeit von $s_3 + 1$ Bits.
3. Multiplikationen mit Einheitswurzeln innerhalb der Schmetterlingsgraphen: Die Multiplikation ist definiert als $z = r \cdot t$, wobei gilt: $z \in \mathbb{T}_{2n}$, $t \in \mathbb{T}_n$ mit $-2^{n-1} \leq t \leq 2^{n-1}$ und $r \in \mathbb{T}_{n+1}$ mit $-2^n + 1 \leq r \leq 2^{n+1} - 1$. Diese Multiplikationen erfordern Zweierkomplement-Multiplizierwerke mit einer Ergebniswortbreite von $2n + 1$ Bit.
4. Modulo-Operation: Die Operation ist definiert als $k \bmod 2^n + 1 = l$, wobei gilt: $k \in \mathbb{T}_{2n}$, $l \in \mathbb{T}_{n+1}$, $-2^n + 1 \leq l \leq 2^{n+1} - 1$. Die Modulo-Operationen erfordern Zweierkomplement-Subtrahierer mit einer Wortbreite von n Bit. Zur Begrenzung der Wortbreite der Zwischenergebnisse wird die Modulo-Operation nach jeder Multiplikation sowie nach jeder Addition, auf die eine Multiplikation folgt, ausgeführt.

5.3.2 Korrelation basierend auf der Zweierkomplement Fermat Number Transform

Die Korrelation auf Basis der TFNT besteht aus den folgenden Verarbeitungsschritten:

1. Berechnung der TFNT beider zu korrelierenden Signale. Es werden zwei TFNTs durchgeführt.
2. Elementweise Multiplikation der TFNT-Ergebnisse. Die Operation ist definiert als $z = r \cdot t$, wobei gilt: $z \in \mathbb{T}_{2n+2}, t \in \mathbb{T}_{n+1}$ mit $-2^n + 1 \leq t \leq 2^{n+1} - 1$ und $r \in \mathbb{T}_{n+1}$ mit $-2^n + 1 \leq r \leq 2^{n+1} - 1$: Diese Multiplikationen erfordern einen Zweierkomplement-Multiplizier mit einer Genauigkeit von $2n + 2$ Bit.
3. Modulo-Operation $k \bmod 2^n + 1 \equiv l$, wobei gilt: $k \in \mathbb{T}_{2n+2}$ und $l \in \mathbb{T}_{n+1}$. Die Operation wird in zwei Teilschritten durchgeführt:
 - a) Modulo-Operation $k \bmod 2^n + 1 \equiv l1$, wobei gilt: $k \in \mathbb{T}_{2n+2}$ und $l1 \in \mathbb{T}_{n+3}$. Diese Operation erfordert einen Subtrahierer mit einer Wortbreite von $n + 3$ Bit.
 - b) Modulo-Operation $l1 \bmod 2^n + 1 \equiv l2$, wobei gilt: $l1 \in \mathbb{T}_{n+3}$ und $l2 \in \mathbb{T}_{n+1}$. Diese Operation erfordert einen Subtrahierer mit $n + 1$ Bit Genauigkeit.
4. Inverse TFNT: Die Normalisierung der Ergebnisse wird mittels Skalierung der Einheitswurzeln mit dem Inversen der Transformationslänge $1/I$ erzielt. Demnach ist kein zusätzlicher Aufwand für die inverse TFNT erforderlich.
5. Konvertierung der Ergebnisse der inversen TFNT von der Zweierkomplement-Darstellung in den Wertebereich natürlicher Zahlen, in welchem auch die Eingangsdaten der Korrelation vorliegen $b = c$ mit $0 \leq b \leq 2^n$, $b \in \mathbb{N}_n$ und $-2^n + 1 \leq c \leq 2^{n+1} - 1$, $c \in \mathbb{N}_{n+1}$. Die Operation erfordert einen Addierer sowie zwei bedingte Zuweisungen. Diese Zuweisungen sind jedoch lediglich vom MSB eines Zwischenergebnisses abhängig (Algorithmus 5.1 auf der nächsten Seite), so dass die Prüfung der Bedingung keine weitere Subtraktion oder Addition erfordert.

Algorithmus 5.1 Konvertierung der Ergebnisse der inversen TFNT von der Zweierkomplement-Darstellung in den Wertebereich natürlicher Zahlen.

Eingabe: Modulo: $m = 2^n + 1$
 Datenwort im Zweierkomplement: c ,
 mit $-2^n + 1 \leq c \leq 2^{n+1} - 1$ und $c \in \mathbb{T}_{n+1}$

Ausgabe: Datenwort im Binärformat: b ,
 mit $b \equiv c$, $0 \leq b \leq 2^n$ und $b \in \mathbb{N}_n$

```

1 Start
2 if  $c < 0$ 
3    $temp = m$ 
4 else
5    $temp = -m$ 
6  $res_{interim} = c + m$ 
7 if  $res_{interim} < 0$ 
8    $res_{final} = c$ 
9 else
10   $res_{final} = res_{interim}$ 
11 return  $res_{final}$ 
12 Ende
```

5.4 Beschreibung und Nachweis der Korrektheit der TFNT Operationen

In diesem Unterabschnitt werden die Funktionen der im vorherigen Unterabschnitt eingeführten TFNT-Operationen beschrieben und es wird der Nachweis der Korrektheit dieser Funktionen erbracht.

5.4.1 Konvertierung der Eingabedaten sowie der Einheitswurzeln in die Zweierkomplement-Darstellung

Die Konvertierung der positiven Eingabedaten in die Zweierkomplement-Darstellung (ZK) erfolgt mittels Anfügen einer führenden Null an jedes Datenwort. Hinsichtlich der Einheitswurzeln wird von allen Datenworten größer als 2^{n-1} der Modulo m subtrahiert, was bei den Berechnungen der Multiplikationen innerhalb der

5.4 Beschreibung und Nachweis der Korrektheit der TFNT Operationen

Schmetterlingsgraphen (vgl. 5.3) zu einer Einsparung von einem Bit bei der erforderlichen Wortbreite der Zwischenergebnisse führt. Die formale Beschreibung beider Konvertierungen ist im Folgenden dargestellt:

1. Repräsentation der Eingabedaten in der ZK-Darstellung:

$x_i = y_i \forall i = 0, \dots, I - 1$, wobei gilt:

$y(i)$: Eingabedaten vor der Konvertierung mit $0 \leq y(i) \leq 2^n$ und $y(i) \in \mathbb{N}_n \forall i = 0, \dots, I - 1$.

$x(i)$: Eingabedaten nach der Konvertierung mit $0 \leq x(i) \leq 2^n$ und $x(i) \in \mathbb{T}_{n+1} \forall i = 0, \dots, I - 1$.

2. Konvertierung der Einheitswurzeln in die ZK-Darstellung. Diese Konvertierung ist für beliebig viele Transformationen der gleichen Transformationslänge sowie auf dem gleichen Restklassenring lediglich einmal erforderlich und

wird im Voraus berechnet: $\omega(i) = \begin{cases} w(i) & w(i) \leq 2^{n-1} \\ w(i) - m & \text{else} \end{cases} \forall i = 0, \dots, I - 1$,

wobei gilt:

w_i : Einheitswurzeln in Binärdarstellung mit $0 \leq w(i) \leq 2^n$ und $w(i) \in \mathbb{N}_n \forall i = 0, \dots, I - 1$.

ω_i : Einheitswurzeln in ZK-Darstellung mit $-2^{n-1} \leq \omega(i) \leq 2^{n-1}$ und $\omega(i) \in \mathbb{T}_n \forall i = 0, \dots, I - 1$.

5.4.2 Modulo-Operation

Die Modulo-Operation basiert auf dem Ansatz $k \bmod 2^n + 1 \equiv l$ mit $k \in \mathbb{T}_{2n+q}$, $l \in \mathbb{T}_{n+q+1}$ und $q \in \mathbb{N}$. In Abhängigkeit der Anwendung wird der Parameter q wie folgt gewählt:

1. Für die Modulo-Operationen innerhalb der Schmetterlingsgraphen der TFNT und inversen TFNT: $k \bmod 2^n + 1 \equiv l$ mit $k \in \mathbb{T}_{2n}$, $l \in \mathbb{T}_{n+1}$, $-2^n + 1 \leq l \leq 2^{n+1} - 1 \Rightarrow q = 0$.
2. Für die elementweise Multiplikation, Fall (a) aus Abschnitt 5.3.2, Nr. 3: $k \bmod 2^n + 1 \equiv l1$ mit $k \in \mathbb{T}_{2n+2}$, $l1 \in \mathbb{T}_{n+3} \Rightarrow q = 2$.

5 Fermat Number Transform auf Basis des Zweierkomplements

3. Für die elementweise Multiplikation, Fall (b) aus Abschnitt 5.3.2, Nr. 3: $l1 \bmod 2^n + 1 \equiv l2$, mit $l1 \in \mathbb{T}_{n+3}$, $l2 \in \mathbb{T}_{n+1} \Rightarrow q = 0$. (Zusätzlich wird das MSB von $l1$ dupliziert und vor dem MSB erneut eingefügt, so dass $l1 \in \mathbb{T}_{2n}$ gilt.)

Im Folgenden wird die Funktionalität der Modulo-Operation beschrieben und es werden die Korrektheit dieser Operation sowie der Wertebereich von l nachgewiesen.

1. Funktionalität:

Sei $x = k_{n-1,0}$ mit $x \in \mathbb{N}_{n-1}$ und $y_{n+q,0} = k_{2n+q,n}$ mit $y \in \mathbb{T}_{n+q}$.

So gilt: $l = x - y$.

2. Nachweis der Korrektheit der Funktionalität:

Aus $x = k_{n-1,0}$ und $y_{n+q,0} = k_{2n+q,n}$ folgt

$$\begin{aligned} k &\equiv -2^{2n+q} \cdot k_{2n+q} + k_{2n+q-1,n} + k_{n-1,0} \equiv -2^{2n+q} \cdot y_{n+q} + 2^n \cdot y_{n-1+q,0} + x \\ &\equiv 2^n \cdot (-2^{n+q} \cdot y_{n+q} + y_{n-1+q,0}) + x \equiv 2^n \cdot y + x \end{aligned}$$

Weiter gilt: $2^n \cdot y + x \quad / - y \cdot (2^n + 1) \equiv x - y$.

3. Nachweis des Wertebereichs von l : $-2^{n+q} + 1 \leq l \leq 2^{n+q} + 2^n - 1$:

Sei $x \in \mathbb{N}_{n-1}$, $y \in \mathbb{T}_{n+1+q}$.

Untersuchung für die Minima und Maxima:

Falls $x = 0$ und $y = 2^{n+q} - 1$ so gilt $l = -2^{n+q} + 1$.

Falls $x = 2^n - 1$ und $y = 2^{n+q} - 1$ so gilt $l = -2^{n+q} + 2^n \geq -2^{n+q} + 1$.

Falls $x = 0$ und $y = -2^{n+q}$ so gilt $l = 2^{n+q}$.

Falls $x = 2^n - 1$ und $y = -2^{n+q}$ so gilt $l = 2^{n+q} + 2^n - 1$.

Verallgemeinerung des Ansatzes

Die Funktionalität der Modulo-Operation kann auf die folgenden beiden Lemmata zurückgeführt werden:

5.4 Beschreibung und Nachweis der Korrektheit der TFNT Operationen

- Lemma 1: $2^{p \cdot n} \bmod 2^n + 1 = \begin{cases} 1 & p = 2 \cdot s \\ -1 & p = 2 \cdot s + 1 \end{cases}$, wobei gilt: $p, s \in \mathbb{N}$
 - $2^n \equiv -1 \bmod 2^n + 1$
 - Für $p = 2 \cdot s$: $2^{2 \cdot s \cdot n} = ((2^n)^2)^s = ((-1)^2)^s = 1$
 - Für $p = 2 \cdot s + 1$: $2^{(2 \cdot s + 1) \cdot n} = ((2^n)^2)^s \cdot 2^n = ((-1)^2)^s \cdot (-1) = -1$
- Lemma 2: $2^{2 \cdot s_1 \cdot n + p} = 2^{2 \cdot s_2 \cdot n + p}$, $2^{(2 \cdot s_1 + 1) \cdot n + p} = 2^{(2 \cdot s_2 + 1) \cdot n + p}$ und $2^{(2 \cdot s_1 + 1) \cdot n + p} = -2^{(2 \cdot s_2) \cdot n + p}$ wobei gilt: $p, s_1, s_2 \in \mathbb{N}$
 - $2^{2 \cdot s_1 \cdot n + p} = 1 \cdot 2^p$ und $2^{2 \cdot s_2 \cdot n + p} = 1 \cdot 2^p$ (Lemma 1)
 - $2^{(2 \cdot s_1 + 1) \cdot n + p} = (-1) \cdot 2^p$ und $2^{(2 \cdot s_2 + 1) \cdot n + p} = (-1) \cdot 2^p$ (Lemma 1)
 - $2^{(2 \cdot s_1 + 1) \cdot n + p} = (-1) \cdot 2^p$ und $2^{(2 \cdot s_2) \cdot n + p} = 1 \cdot 2^p$ (Lemma 1)

5.4.3 Zweierkomplement Multiplikation $z = r \cdot t$

In diesem Unterabschnitt wird die Gültigkeit des Wertebereichs der Ergebnisse der ZK-Multiplikationen nachgewiesen. Es werden zwei Typen unterschieden. Der erste Typ von Multiplikationen kommt bei den Schmetterlingsgraphen der TFNT sowie der inversen TFNT zum Einsatz (vgl. 5.3.1, Nr. 3). Der zweite Typ findet bei der elementweisen Multiplikation der TFNT Ergebnisse, die zur Korrelation zweier Signal auf Basis der TFNT erforderlich ist, Anwendung (vgl. 5.3.2, Nr. 2).

Nachweis der Wertebereiche

1. Typ (TFNT): $z \in \mathbb{T}_{2n}$, $t \in \mathbb{T}_n$ mit $-2^{n-1} \leq t \leq 2^{n-1}$ und $r \in \mathbb{T}_{n+1}$ mit $-2^n + 1 \leq r \leq 2^{n+1} - 1$.

Untersuchung der Multiplikation mit Minima und Maxima:

Falls $t = -2^{n-1}$ und $r = -2^n + 1$ so gilt

$$z = 2^{2n-1} - 2^{n-1} < 2^{2n} - 1.$$

Falls $t = -2^{n-1}$, $r = 2^{n+1} - 1$ so gilt

$$z = -2^{2n} + 2^{n-1} > -2^{2n}.$$

5 Fermat Number Transform auf Basis des Zweierkomplements

Falls $t = 2^{n-1}$, $r = -2^n + 1$ so gilt
$$z = -2^{2n-1} + 2^{n-1} > -2^{2n}.$$

Falls $t = 2^{n-1}$, $r = 2^{n+1} - 1$ so gilt
$$z = 2^{2n} - 2^{n-1} < 2^{2n} - 1.$$

Aus $-2^{2n} < z < 2^{2n} - 1$ folgt $z \in \mathbb{T}_{2n}$.

2. Typ (elementweise Multiplikation): $z \in \mathbb{T}_{2n+2}$, $t \in \mathbb{T}_{n+1}$ mit
 $-2^n + 1 \leq t \leq 2^{n+1} - 1$ und $r \in \mathbb{T}_{n+1}$ mit $-2^n + 1 \leq r \leq 2^{n+1} - 1$.

Untersuchung der Multiplikation mit Minima und Maxima:

Falls $t = -2^n + 1$ und $r = -2^n + 1$ so gilt
$$z = 2^{2n} - 2^{n+1} + 1 < 2^{2n+1} - 1.$$

Falls $t = -2^n + 1$ und $r = 2^{n+1} - 1$ so gilt
$$z = -2^{2n+1} + 2^{n+1} + 2^n - 1 > -2^{2n+1}.$$

Falls $t = 2^{n+1} - 1$ und $r = -2^n + 1$ so gilt
$$z = -2^{2n+1} + 2^{n+1} + 2^n - 1 > -2^{2n+1}.$$

Falls $t = 2^{n+1} - 1$ und $r = 2^{n+1} - 1$ so gilt
$$z = 2^{2n+2} - 2^{n+2} + 1 < 2^{2n+2} - 1.$$

Aus $-2^{2n+1} < z < 2^{2n+2} - 1$ folgt $z \in \mathbb{T}_{2n+2}$.

5.4.4 Additionen und Konvertierung in die Binärzahl-Darstellung

Die Aufsummierungen innerhalb der Schmetterlingsgraphen werden mit Zweierkomplement-Addierern realisiert. Arithmetische Über- und Unterläufe dieser Additionen führen zu fehlerhaften Resultaten der Transformation. Um solche Fehler auszuschließen, wird die Wortbreite der Ergebnisse einer jeden Addition ein Bit größer gewählt, als die Wortbreite des betragsmäßig größten Summanden, so dass Über- und Unterläufe folglich nicht auftreten können. Die Konvertierung der Ergebnisse der inversen TFNT von der ZK-Darstellung in eine Binärzahldarstellung wurde in Abschnitt 5.3.1 behandelt.

5.5 Analyse der Performanz

In diesem Abschnitt werden für die TFNT, die FFT und den Diminished-1 Ansatz der Rechenaufwand am Beispiel einer schnellen 2D-Korrelation mit 17 Bit Wortbreite ermittelt und miteinander verglichen. Im Anschluss wird eine FPGA-basierte TFNT-Implementierung vorgestellt.

2D-Korrelation mit 17 Bit Wortbreite

Der Rechenaufwand einer 2D-Korrelation entspricht der Summe aller Rechenoperationen $|Ops_{corr}|$, die sich aus den Aufwänden aller durchgeführten Additionen und Multiplikationen zusammensetzt. Der Aufwand einer Addition wird als $|Ops_{add}| = 1$ gezählt und der Aufwand einer Multiplikation wird aufgrund der Wortbreite von 17 Bit mit $|Ops_{mult}| = 17$ approximiert.

Die hier betrachtete 2D-Korrelation basiert auf einem Radix-4 Algorithmus mit einem Schmetterlingsgraph, der in FFT IP-Generatoren für industrielle Anwendungsfälle verwendet wird [122]. Ein solcher Schmetterlingsgraph ist in Abb. 5.1 auf der nächsten Seite dargestellt. Zur Realisierung einer FNT an Stelle einer FFT auf Basis einer solchen Architektur ist lediglich der Austausch der Rechenoperationen innerhalb des Radix-4 Schmetterlingsgraphen erforderlich, während die übrigen Komponenten der Architektur wie die Speicherschnittstelle unverändert bleiben. Dies ist ein Vorteil der FNT gegenüber der Winograd Transformation, welche eine spezielle Reihenfolge der Verarbeitungsschritte erfordert und ein höheres Maß an Irregularität [8] aufweist, als der Radix-4 Ansatz [121].

Der Rechenaufwand einer 2D-Korrelation zweier Signale der Dimensionen $N \times N$ auf Basis einer Radix-4 Transformation ist in Gleichung 5.5 auf der nächsten Seite dargestellt. Die Korrelation besteht aus zwei 2D-Transformationen der Eingangssignale, einer 2D-Rücktransformation (zusammen Faktor 3) sowie der elementweisen Multiplikation der Zwischenergebnisse. Für eine 2D-Transformation über die Dimensionen $N \times N$ sind N zeilenweise sowie N spaltenweise Transformationen (zusammen Faktor $2 \cdot N$) erforderlich.

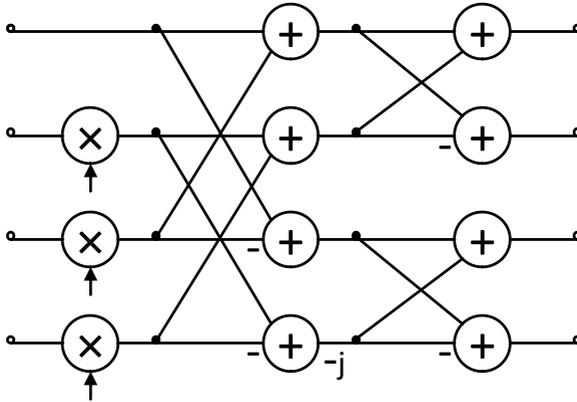


Abbildung 5.1: Radix-4 Schmetterlingsgraph.

$$|Ops_{corr}| = 3 \cdot 2 \cdot N \cdot |Ops_{R4-1D}| + |Ops_{e-by-e}|. \quad (5.5)$$

$|Ops_{R4-1D}|$: Anzahl der Operationen einer 1D Radix-4 Transformation.

$|Ops_{e-by-e}|$: Anzahl der Operationen für die elementweise Multiplikation.

Die Anzahl der Operationen einer 1D Radix-4 Transformationen über N Elementen ist in Gleichung 5.6 definiert [18]. Hierbei ist die Anzahl der Operationen pro Schmetterlingsgraph $|ops|/butterfly$ vom Typ der Transformation (TFNT, FFT oder Diminished-1) abhängig.

$$|Ops_{R4-1D}| = N/4 \cdot \log_4(N) \text{ butterflies} \cdot |ops|/butterfly. \quad (5.6)$$

Eine häufig diskutierte Optimierung der FNT, die auf den Diminished-1 Ansatz als auch auf die TFNT angewandt werden kann, ist die Wahl der Einheitswurzeln in der Form $\omega_{N,m} = 2^x$, so dass alle Multiplikationen mit Einheitswurzeln mittels einfacher Shifts durchführbar sind. Ein Nachteil dieser Optimierung ist die begrenzte, realisierbare Transformationslänge von $N \leq 2 \cdot \log_2 m$, da innerhalb eines Restklassenrings $m = 2^n + 1$ lediglich $2 \cdot \log_2 m$ verschiedene, als Zweierpotenz darstellbare Zahlen existieren ($\log_2 m$ Positive sowie $\log_2 m$ Negative). Zur Vermeidung dieser Restriktion der maximalen Transformationslänge werden für die Analyse der

Performanz der TFNT sowie des Diminished-1 Ansatzes Multiplikationen mit beliebigen Einheitswurzeln betrachtet. Diese Multiplikationen sind nicht durch einfache Shift-Operationen ersetzbar.

FFT

Der Schmetterlingsgraph einer Radix-4 FFT enthält 8 komplexe Additionen (16 reale Additionen) sowie 3 komplexe Multiplikationen (3 reale Additionen und 3 reale Multiplikationen [52]). Hieraus folgt der in den Gleichungen 5.7 bis 5.9 dargestellte Aufwand.

$$|Ops|_{butterfly} = 8 \cdot 2 + 3 \cdot (3 + 3 \cdot 17) = 178, \quad (5.7)$$

$$|Ops_{FFT_1D}| = 178 \cdot N \cdot \log_4(N), \quad (5.8)$$

$$|Ops_{e-by-e}| = N^2 \cdot (3 + 3 \cdot 17) = 54 \cdot N^2. \quad (5.9)$$

Da eine komplexe FFT zur Berechnung zweier realer FFTs verwendet werden kann, wird für die FFT der halbe Aufwand einer komplexen Transformation angesetzt, so dass sich in der Summe die in Gleichung 5.10 dargestellte Anzahl von Rechenoperationen für eine 2D-Korrelation auf Basis der FFT ergibt.

$$|Ops_{corr_FFT}| = 133.5 \cdot N^2 \cdot \log_4(N) + 27 \cdot N^2. \quad (5.10)$$

Diminished-1

Die Analyse des Diminished-1 Ansatzes basiert auf der Beschreibung des Abschnitts 5.2 sowie den Ausführungen in [10]. Multiplikationen werden in einem binären Zahlenformat und Additionen in der Diminished-1 Repräsentation durchgeführt. Dies hat zur Folge, dass zwischen Multiplikationen und nachfolgenden Additionen sowie zwischen Additionen und nachfolgenden Multiplikationen eine Konvertierung zwischen beiden Darstellungsformaten erforderlich ist, die jeweils mittels einer zusätzlichen Addition realisiert wird. Diese Konvertierung ist 8x erforderlich: 4x vor den Additionen sowie 4x nach den Additionen (Abb. 5.1). Weiterhin folgt zusätzlich nach jeder Addition und jeder Multiplikation eine Addition zur Realisierung der Modulo-Funktionalität. Hieraus ergeben sich für den Diminished-1 Ansatz die in den Gleichungen 5.11 bis 5.13 dargestellten Aufwände.

$$|Ops|/butterfly = 3 \cdot 17 + 3 + 8 + 8 \cdot 2 = 78, \quad (5.11)$$

$$|Ops_{e-by-e}| = 18 \cdot N^2, \quad (5.12)$$

$$|Ops_{corr_Dim}| = 117 \cdot N^2 \cdot \log_4(N) + 18 \cdot N^2. \quad (5.13)$$

TFNT

Die TFNT erfordert nach jeder Multiplikation eine Subtraktion zur Realisierung der Modulo-Operation (vgl. 5.3). Folglich sind für die Multiplikationen eines Schmetterlingsgraphen $3 \cdot 17 + 3 = 54$ Operationen erforderlich. Die Skalierung mit $-j$ wird mittels einer konstanten, bitweisen Verschiebung realisiert, dem eine Modulo-Operation (Subtraktion) nachfolgt. Alle Additionen werden mit jeweils einem Addierer realisiert und an allen vier Ausgängen des Schmetterlingsgraphen wird jeweils eine Modulo-Operation in Form einer Subtraktion durchgeführt. Der Gesamtaufwand für eine Transformation ist in den Gleichungen 5.14 bis 5.15 dargestellt.

$$|ops|/butterfly = 54 + 1 + 8 + 4 = 67, \quad (5.14)$$

$$|Ops_{FNT_1D}| = 67 \cdot N \cdot \log_4(N). \quad (5.15)$$

Hinsichtlich der elementweisen Multiplikation sind zwei Subtraktionen zur Realisierung der Modulo-Funktionalität erforderlich (Gl. 5.16, eine Operation mit $q = 2$ sowie nachfolgend eine Operation mit $q = 0$ entsprechend Abschnitt 5.4.2). Weiterhin erfordert die Korrelation auf Basis der TFNT einen zusätzlichen Schritt nach der inversen Transformation zur Konvertierung der Ergebnisse. Diese wird mit einer Addition approximiert (Gl. 5.17, vgl. 5.3.2). Folglich ergibt sich für die Korrelation der in Gl. 5.18 dargestellte Gesamtaufwand.

$$|Ops_{e-by-e}| = N^2 \cdot (2 + 1 \cdot 17) = 19 \cdot N^2, \quad (5.16)$$

$$|Ops_{post}| = 1 \cdot N^2, \quad (5.17)$$

$$|Ops_{corr_TFNT}| = 100.5 \cdot N^2 \cdot \log_4(N) + 20 \cdot N^2. \quad (5.18)$$

Bewertung und Vergleich

Die TFNT ermöglicht Korrelationen und Faltungen mit vollem Dynamikumfang ohne Rundungsfehler. Die TFNT Transformation kann mit Ganzzahlarithmetik auf Field Programmable Gate Arrays (vgl. Kapitel 1) sowie auf digitalen Signalprozessoren implementiert werden und ist zur Realisierung des in Kapitel 4 vorgestellten Messverfahrens geeignet.

5 Fermat Number Transform auf Basis des Zweierkomplements

Zur Bewertung des Rechenaufwands der TFNT werden von der Summe der benötigten Rechenoperationen die Terme höchster Ordnung ($N^2 \cdot \log_4(N)$) herangezogen. Für das betrachtete Beispiel einer 2D-Korrelation mit 17 Bit Wortbreite erzielt die TFNT eine Verbesserung von 24,7 Prozent gegenüber der FFT und eine Verbesserung von 14,1 Prozent gegenüber dem Dimished-1 Ansatz. Bei dieser Wortbreite kann eine 2D-Korrelation von Graubildern mit einer Farbtiefe von 5 Bit für Interrogation Windows mit einer Größe von 8x8 Pixeln mit vollem Dynamikumfang realisiert werden (vgl. Abb. 5.1 auf Seite 147). Der Dynamikumfang von 5 Bit ist ausreichend für die Korrelation der binären Bilddaten des Sobel-Filter-basierten Messverfahrens aus Kapitel 4.

Tabelle 5.2 zeigt weitere Aufwände für die Berechnung von Korrelationen auf Basis der FFT, des Diminished-1-Ansatzes sowie auf Basis der TFNT. Die Aufwände wurden mittels der in diesem Unterabschnitt vorgestellten Ansätze (vgl. Gl. 5.5 bis Gl. 5.18) berechnet. Für die betrachteten Fälle (Tabelle 5.2) beträgt die Steigerung der Performanz der TFNT gegenüber der FFT zwischen 19 und 29 Prozent und gegenüber des Diminished-1-Ansatzes zwischen 8 und 18 Prozent. Eine Differenz der Werte zur oben aufgeführten Abschätzung für beliebige Transformationslängen ist auf die Berücksichtigung der niederwertigen Terme (vgl. Gl. 5.10 auf Seite 159, Gl. 5.13 auf Seite 160 sowie Gl. 5.18 auf der vorherigen Seite) bei der Bestimmung der absoluten Aufwände zurückzuführen.

Tabelle 5.2: Aufwände für 2D-Korrelationen auf Basis der FFT, des Diminished-1-Ansatzes sowie auf Basis der TFNT.

Wortbreite	Eingabedaten		FFT-Wortbreite (*)	Aufwand in Anzahl Additionen		
	Datenblock	Dynamik		FFT	Diminished-1	TFNT
9 Bit	8x8	0...2 ¹	0...2 ¹⁴ , 15 Bit	8592	8416	6960
9 Bit	16x16	0...2 ⁰	0...2 ¹⁶ , 17 Bit	44544	44032	36096
17 Bit	8 x 8	0...2 ⁵	0...2 ²² , 23 Bit	14544	12384	10928
17 Bit	16x16	0...2 ⁴	0...2 ²⁴ , 25 Bit	75264	64512	56576
17 Bit	32x32	0...2 ³	0...2 ²⁶ , 27 Bit	369408	317952	277760
17 Bit	64x64	0...2 ²	0...2 ²⁸ , 29 Bit	1751040	1511424	1316864
17 Bit	128x128	0...2 ¹	0...2 ³⁰ , 31 Bit	8097792	7004160	6090752
17 Bit	256x256	0...2 ⁰	0...2 ³² , 33 Bit	36765696	31850496	27656192
33 Bit	16x16	0...2 ¹²	0...2 ⁴⁰ , 41 Bit	136704	105472	97536
33 Bit	32x32	0...2 ¹¹	0...2 ⁴² , 43 Bit	670464	518656	478464

(*) Korrelationen auf Basis des Diminished-1-Ansatzes sowie auf Basis der TFNT erzielen unter den angegebenen Bedingungen (Eingabedaten) den vollen Dynamikumfang. Um für Korrelationen auf Basis der FFT den vollen Dynamikumfang zu garantieren, müsste mit den in der Spalte "FFT-Wortbreite" angegebenen Wortbreiten gerechnet werden (vgl. Tabelle 5.1 auf Seite 147). Die Aufwände der Spalte "FFT" beziehen sich dennoch auf die in der Spalte "Eingabedaten - Wortbreite" angegebenen Werte.

5.6 Ressourcenbedarf und Performanz

Zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten wurde ein System mit den folgenden Komponenten auf einem Xilinx Virtex-5 SX50T-1 FPGA implementiert:

- Sobel-Filter-basierte Auswertalgorithmen zur Verwendung von Classical-PIV-Auswertalgorithmen mit einem Continuous-PIV Messaufbau (vgl. 4.5.4).
- Classical-PIV-Auswertalgorithmen auf Basis einer 2D-Kreuzkorrelation unter Anwendung der in Abschnitt 5.5 verifizierten Radix-4 TFNT.

Tabelle 5.3 zeigt die Ressourcennutzung des FPGA für Interrogation Windows mit einer Größe von 8x8 Pixeln sowie einer Bildauflösung von 768x768 Pixeln. Aufgrund der Größe der Interrogation Windows von 8x8 Pixeln wurden TFNT Transformationen auf Feldern mit den Dimensionen 16x16 realisiert [14]. Die Performanz der Implementierung beträgt 99 Messungen pro Sekunde mit einer initialen Latenz von 10,2 ms.

Tabelle 5.3: Ressourcennutzung eines Classical-PIV Algorithmus auf einem Virtex-5 SX50T-1 FPGA.

Ressource	Auslastung
Slice Logic Utilization	53%
Block RAM	88%
DSP48E Multiply/Adder Slices	76%

6 Algorithmus zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten auf Basis des Connected-Component Labeling

Zur bildgebenden Echtzeitmessung von Objektcharakteristika mit hohen Bildfrequenzen und geringer Latenz sind effiziente, hochperformante Algorithmen erforderlich. Neben der Art und Anzahl der Rechenoperationen bestimmen die Anzahl und das Muster der Speicherzugriffe auf die Bilddaten und Zwischenergebnisse die Performanz eines Algorithmus.

Das optimale Zugriffsmuster mit der bestmöglichen Speicher-Performanz entspricht dem einmaligen, sequenziellen Einlesen und der unmittelbaren Verarbeitung der eingelesenen Bilddatensegmente. Viele Verfahren zur Analyse von Bilddaten erfordern jedoch ein mehrfaches Einlesen von Bilddaten oder ein wahlfreies Zugriffsmuster auf die Bilddaten. Folglich umfassen bekannte Rechnerarchitekturen, die zur Bilddatenanalyse eingesetzt werden, einen Bildspeicher, der die Bilddaten vollständig vorhält. Beispielsweise hängt die Laufzeit der Wasserscheidentransformation [63], des Region Growing-Ansatzes [37], vieler morphologischer Ansätze [76], sowie vieler Multi-scale-Ansätze [61] vom Bildinhalt ab oder die Laufzeit skaliert nicht linear mit der Pixelanzahl. Das in Kapitel 4 vorgestellte Verfahren benötigt aufgrund der Korrelation der Bilddaten einen Bildspeicher mit wahlfreiem Zugriff auf die Bilddaten.

6 Algorithmus zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten auf Basis des CCL

Streaming-basierte Verfahren zur Bildanalyse lesen die Bilddaten einmalig sequenziell ein, was einem optimalen Zugriffsmuster auf die Bilddaten entspricht und eine hohe Performanz ermöglicht. Bereits empfangene Segmente eines Bildes werden sofort verarbeitet und ausgewertet, ohne den Empfang der übrigen Bildsegmente abzuwarten. Folglich kann auf das vollständige Vorhalten der Bilddaten oder der Zwischenergebnisse in einem Bildspeicher verzichtet werden, insofern die Bilddaten dem System mittels eines sequenziellen Bilddatenstroms, beispielsweise unmittelbar vom Bildsensor, zugeführt werden.

In diesem Kapitel wird ein Verfahren zur Erfassung von abgebildeten Partikeltrajektorien auf Basis des one-pass Connected-Component Labeling (CCL) Algorithmus vorgestellt [98, 91]. Der CCL Algorithmus detektiert Objekte in Bilddaten und ermöglicht eine Bestimmung der Form und Fläche dieser Objekte. Hierbei werden längliche, dünne Objekte als abgebildete Partikeltrajektorien interpretiert, die den zurückgelegten Wegstrecken von Partikeln während der Belichtungszeit entsprechen. Unter Berücksichtigung des Abbildungsmaßstabes und der Belichtungszeit des Kamerasystems können aus den erfassten Wegstrecken die Partikelgeschwindigkeiten berechnet werden.

Das Kapitel ist wie folgt gegliedert: In Abschnitt 1 wird der one-pass Connected-Component Labeling Algorithmus beschrieben und es werden existierende Implementierungen dieses Algorithmus auf Basis rekonfigurierbarer Logik vorgestellt. Dieser CCL Algorithmus diente als Grundlage für die Entwicklung eines CCL-basierten Verfahrens zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten. Das Messverfahren wird in Abschnitt 2 beschrieben und in Abschnitt 3 evaluiert. In Abschnitt 4 werden der Ressourcenbedarf sowie die Performanz von zwei Implementierungen dieses Messverfahrens auf rekonfigurierbarer Logik dargestellt und in Abschnitt 5 folgt eine Bewertung des CCL-basierten Verfahrens.

6.1 Stand der Forschung zu One-pass Connected-Component Labeling

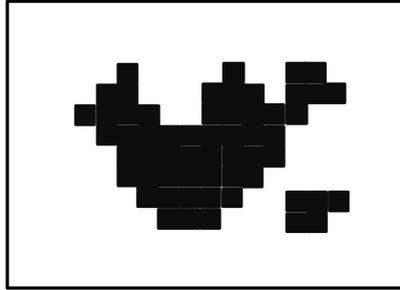
Der one-pass Connected-Component Labeling (CCL) Algorithmus verarbeitet binarisierte Bilddaten und liefert als Ergebnis die Anzahl und Charakteristika zusammenhängender Objekte. Hierbei werden schwarze Pixel als Objektpixel und weiße Pixel als zum Hintergrund zugehörig interpretiert. Analog dazu ist auch die entgegengesetzte Sichtweise möglich.

Als Objekte im Binärbild werden Gruppen zusammenhängender schwarzer Pixel betrachtet. Das CCL Verfahren ordnet benachbarten, schwarzen Pixeln den gleichen Identifikator (ID) zu, so dass anschließend jede ID genau ein Objekt markiert. Das Bild wird zeilenweise bearbeitet und die IDs werden nach den folgenden Regeln vergeben:

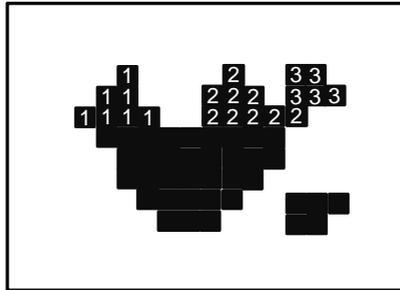
1. Ein schwarzes Pixel, welchem noch keine ID zugewiesen wurde und welches auch kein schwarzes Nachbarpixel mit einer ID besitzt, erhält eine neue ID.
2. Die ID eines schwarzen Pixels wird an direkte, schwarze Nachbarpixel verteilt.

Aufgrund dieser beiden Regeln wird jede ID genau einem Objekt zugeordnet. Es ist jedoch möglich, dass verschiedenen Pixeln eines Objektes unterschiedliche IDs zugewiesen werden. Dieser Fall tritt auf, wenn schwarze Nachbarpixel eines noch nicht bearbeiteten, schwarzen Pixels bereits mit unterschiedlichen IDs markiert wurden. Folglich müssen die verschiedenen IDs eines Objektes zu einer gemeinsamen Objekt-ID verschmolzen werden, damit jedes Pixel eindeutig einem Objekt zugeordnet wird.

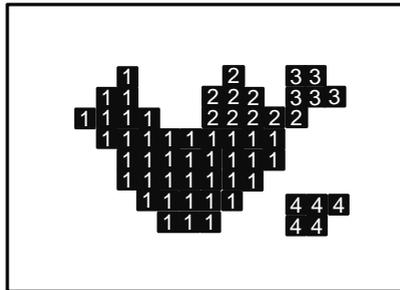
6 Algorithmus zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten auf Basis des CCL



(a) Binarisierte Eingabedaten für das CCL Verfahren.



(b) Stand nach Bearbeitung der ersten Bildzeilen.



(c) Ergebnis: Nummerierte Objekte.

Abbildung 6.1: Beispiel für die Anwendung des one-pass Connected-Component Labeling Verfahrens.

6.1 Stand der Forschung zu One-pass Connected-Component Labeling

Abbildung 6.1 zeigt die Objekte sowie die vergebenen IDs eines Binärbildes als Ergebnis des CCL Verfahrens an einem Beispiel. Die zugehörige Übersetzung von den vorläufig vergebenen IDs zu den finalen, verschmolzenen IDs ist in Tabelle 6.1 dargestellt.

Tabelle 6.1: Übersetzungstabelle von der vergebenen ID zur finalen ID für das in Abbildung 6.1 dargestellte Beispiel.

Vergebene ID	Finale ID
1	1
2	1
3	1
4	4

One-pass CCL Verfahren wurden von Johnston, Bailey und Thornberg auf rekonfigurierbarer Logik implementiert [46, 113]. Der in [46] beschriebene Ansatz führt das Verschmelzen von IDs direkt nach der Ausgabe einer Bildzeile in der HSYNC-Phase des Sensors durch. Thornberg et al. [113] modifizieren den oben genannten Algorithmus dahingehend, dass das Verschmelzen von IDs auf die Zeit nach der vollständigen Ausgabe der Pixeldaten eines Bildes verschoben wird. In diesem Fall wird die zur Verfügung stehende Rechenzeit von der Dauer der Unterbrechung des Bilddatenstromes zwischen zwei Bildaufnahmen limitiert. Folglich ist ein hoher Ressourcenaufwand erforderlich, um das Verschmelzen für alle IDs des gesamten Bildes auf einmal in Echtzeit zu garantieren.

Eine weitere Implementierung wurde in [68] vorgestellt. Hierbei handelt es sich um eine weiterentwickelte Realisierung von [46]. Für einen Virtex-2 FPGA wird eine maximale Taktfrequenz der Implementierung von rund 40 MHz angegeben. In anderen Arbeiten wurde die Beschleunigung des one-pass CCL Verfahrens mittels Parallelisierung untersucht [110]. Der Ansatz erfordert die Verwendung leistungsstarker Hardwareressourcen oder eine Limitierung der Anwendung auf stark begrenzte Bildausschnitte mit geringer Pixelanzahl.

6.2 Algorithmus zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten mittels Connected-Component Labeling

Zur Bestimmung der Partikelgeschwindigkeiten werden die in Algorithmus 6.1 dargestellten Verarbeitungsschritte ausgeführt.

Algorithmus 6.1 Messung von Partikelgeschwindigkeiten mittels one-pass Connected-Component Labeling.

1. Binarisierung des aufgenommenen Graubildes (Beschreibung in Unterabschnitt 1).

Eingabe: Graubild

Ausgabe: Binarisiertes Bild

2. Extraktion von Objektcharakteristika aus den binarisierten Bilddaten mittels Anwendung des CCL Verfahrens (Beschreibung in Unterabschnitt 2).

Eingabe: Binarisiertes Bild

Ausgabe: Liste mit Charakteristika für jedes erkannte Objekt:

- Summe der Pixel des Objektes
- Randpunkte R_{top} , R_{bottom} , R_{left} , R_{right}

3. Plausibilitätsprüfung der erfassten Objektcharakteristika zur Unterscheidung zwischen auswertbaren Partikelabbildungen sowie nicht verwertbaren Abbildungen, wie zum Beispiel überlagerten Partikelabbildungen oder Fragmenten von Partikelabbildungen (Beschreibung in Unterabschnitt 3).

Eingabe: Liste mit Objektcharakteristika

Ausgabe: Liste mit Randpunkten der Objekte

4. Berechnung der Partikelgeschwindigkeiten sowie der mittleren Partikelgeschwindigkeit (Beschreibung in Unterabschnitt 4).

Eingabe: Liste mit Randpunkten der Objekte

Ausgabe: Mittlere Partikelgeschwindigkeit

6.2.1 Binarisierung

Die Binarisierung von Graubildern mit abgebildeten Partikeltrajektorien wurde in Abschnitt 4.2.1 untersucht. Die Ergebnisse dieser Untersuchung zeigen, dass eine Segmentierung der Graubilder in Partikeltrajektorien und Hintergrund mittels Anwendung einer Kombination der Bernsen- und Sigma-Binarisierungsverfahren erzielt wird (vgl. 4.2.1). Beide Verfahren zählen zu den lokalen Schwellenwertverfahren, die als Streaming-Implementierungen realisierbar sind [87]. Es müssen lediglich wenige Bildzeilen zwischengespeichert werden. Das Vorhalten der gesamten Bilddaten ist nicht erforderlich.

6.2.2 Feature-Erweiterung des CCL Verfahrens zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten

Zur Extraktion der Partikeltrajektorien aus den binarisierten Bilddaten wird das Connected-Component Labeling Verfahren angewendet. Parallel zur Detektion und Nummerierung der im Bild enthaltenen Objekte werden die folgenden Bearbeitungsschritte durchgeführt:

- Bestimmung des Flächeninhaltes A für jedes Objekt mittels Zählen aller Pixel mit gleicher ID.
- Bestimmung der Randpunkte R_{top} , R_{bottom} , R_{left} und R_{right} für jedes Objekt.

Zur Berechnung der Länge der Partikelabbildungen werden für jedes erfasste Objekt 4 Randpunkte erfasst. Ausgehend von einem Koordinatenursprung in der linken, oberen Bildecke sind diese Randpunkte wie folgt definiert (vgl. Abb. 6.2):

R_{top} : Objektpixel mit der kleinsten y-Koordinate, welches die kleinste x-Koordinate aufweist.

R_{left} : Objektpixel mit der kleinsten x-Koordinate, welches die größte y-Koordinate aufweist.

R_{right} : Objektpixel mit der größten x-Koordinate, welches die kleinste y-Koordinate aufweist.

6 Algorithmus zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten auf Basis des CCL

R_{bottom} : Objektpixel mit der größten y-Koordinate, welches die größte x-Koordinate aufweist.

Abbildung 6.2 zeigt die Randpunkte am Beispiel einer Partikelabbildung.

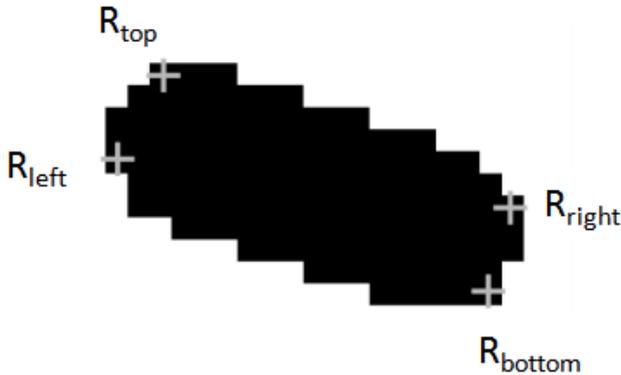


Abbildung 6.2: Randpunkte eines Objektes.

Algorithmus 6.2 zeigt den nativen CCL-Pseudocode [98] zuzüglich eingefügter Funktionen (Zeile 4, 26, 30 und 31) zur Erfassung der Objektcharakteristika. Die Verschmelzung von IDs sowie die Ausgabe des Arrays CCA erfolgt zeilenweise während der Verarbeitung jeweils am Zeilenende. Es wird lediglich die aktuelle sowie die vorherige Zeile des CCA-Arrays, jedoch nicht das vollständige Array im Speicher vorgehalten.

Zur Verschmelzung der IDs wird eine Union-Find-Struktur [101, 2] erzeugt (Zeile 27). Jede Klasse der Union-Find-Struktur enthält alle IDs, die dem selben Objekt zugeordnet wurden. Repräsentant einer Klasse wird das kleinste Element der Klasse. Das Ergebnis ist eine Übersetzungstabelle von vergebener ID zur finalen, verschmolzenen ID (vgl. Tabelle 6.1 auf Seite 169).

Algorithmus 6.2 One-pass Connected-Component Labeling zur Erfassung der Objektcharakteristika.

```

Eingabe:  Binäres Bild (N,M): I
Ausgabe:  Connected-Component Array (N,M): CCA

1 Start
2 ID_counter = 1
3 union_find_structure = []
4 features_list = []                                     ***EINGEFÜGT***
5 for n = 0 to N-1:
6   stack_of_IDs = []
7   for m = 0 to M-1:
8     if I(n,m):
9       % Pixel I(n,m) ist weiß
10      IDs_of_neighbours = [CCA_get(n-1,m-1), \
11        CCA_get(n-1,m), CCA_get(n-1,m+1), get_CCA(n,m-1)] **
12      if IDs_of_neighbours == []:
13        % kein Nachbarpixel mit ID
14        CCA(n,m) = ID_counter
15        % neue ID zuweisen
16        ID_counter += 1
17        stack_of_IDs.add(CCA(n,m))
18      else:
19        CCA(n,m) = min(IDs_of_neighbours)
20        % kleinste ID eines Nachbarn zuweisen
21        if number_of_elements(IDs_of_neighbours) > 1:
22          % Nachbarpixel besitzen verschiedene IDs
23          stack_of_IDs.add(IDs_of_neighbours)
24        else:
25          stack_of_IDs.add(CCA(n,m))
26        process_features_list()                         ***EINGEFÜGT***
27      union_find_structure=
28      union-find(stack_of_IDs, union_find_structure)
29      for m = 0 to M-1:
30        CCA(n,m) = union_find_structure(CCA(n,m))
31      merge_features_list()                             ***EINGEFÜGT***
32      output_feature_list()                            ***EINGEFÜGT***
32 Ende

```

** Die Funktion CCA_get liefert für ungültige Indices ein leeres Element zurück.

6 Algorithmus zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten auf Basis des CCL

Im Vergleich zum nativen CCL-Verfahren wurden in Algorithmus 6.2 folgende Modifikationen eingefügt:

- In Zeile 4 wird zur Bestimmung der Objektcharakteristika das Array `features_list` angelegt, welches zu jeder ID die Objektcharakteristika R_{top} , R_{bottom} , R_{left} , R_{right} sowie `pix_sum` enthält. Der Index eines Elements des Arrays `features_list` entspricht der ID des beschriebenen Objekts. Die Daten eines jeden Elements werden mit den folgenden Werten initialisiert:

- $R_{top}.y = N$.
- $R_{bottom}.y = 0$.
- $R_{left}.x = M$.
- $R_{right}.x = 0$.
- `pix_sum = 0`.

Diese Initialisierung ist für die Ausführung der Funktion `process_features_list()` erforderlich.

- In Zeile 26 wird die Funktion `process_features_list()` ausgeführt (vgl. Algorithmus 6.3). Sie vergleicht die bereits gespeicherten Randpunkte mit den Charakteristika des aktuellen Pixels und führt gegebenenfalls eine Aktualisierung durch. Weiterhin wird die Anzahl der Pixel für die ID des aktuellen Pixels um eins erhöht (`pix_sum`).
- In Zeile 30 wird die Funktion `merge_features_list()` aufgerufen (vgl. Algorithmus 6.4). Diese Funktion führt die Objektcharakteristika unterschiedlicher IDs, die jedoch zum selben Objekt gehören, zusammen. Hierzu werden die Randpunkte, die zu allen IDs eines Objektes in der Union-Find-Struktur gespeichert wurden, mit der kleinsten dem Objekt zugeordneten ID (Repräsentant der Klasse) verglichen und die jeweils äußeren Randpunkte übernommen (Zeile 9 - 20 in Algorithmus 6.4 auf Seite 176). Analog dazu werden die gezählten Pixel über alle IDs eines Objektes aufsummiert und im Eintrag der kleinsten ID im Array `feature_list` gespeichert.

- In Zeile 31 wird die Funktion `output_feature_list()` ausgeführt. Sie gibt die Einträge des Arrays `feature_list` für die Repräsentanten der Union-Find-Struktur aus. Folglich wird jedes Objekt genau einmal ausgegeben (vgl. Algorithmus 6.5 auf Seite 177).

Algorithmus 6.3 Die Funktion `process_features_list()`.

Globaler Zugriff auf die Variablen des Algorithmus 6.2 auf Seite 173

```
1 Start
2 features_list(CCA(n,m),pix_sum) += 1
3 if n < features_list(CCA(n,m),R_top.y):
4   features_list(CCA(n,m),R_top.y) = n
5   features_list(CCA(n,m),R_top.x) = m
6 if n > features_list(CCA(n,m),R_bottom.y):
7   features_list(CCA(n,m),R_bottom.y) = n
8   features_list(CCA(n,m),R_bottom.x) = m
9 if m < features_list(CCA(n,m),R_left.x):
10  features_list(CCA(n,m),R_left.y) = n
11  features_list(CCA(n,m),R_left.x) = m
12 if n > features_list(CCA(n,m),R_right.x):
13  features_list(CCA(n,m),R_right.y) = n
14  features_list(CCA(n,m),R_right.x) = m
15 Ende
```

Algorithmus 6.4 Die Funktion `merge_features_list()`.

Globaler Zugriff auf die Variablen des Algorithmus 6.2 auf Seite 173

```

1 Start
2 for i = 1: ID_Counter - 1:
3   repres = union_find_structure(i)
4   if repres != i:
5     % Klasse enthält mehr als eine ID und
6     % die aktuelle ID ist nicht Repräsentant dieser Klasse
7     features_list(repres, pix_sum) =
8     features_list(repres, pix_sum) + features_list(i, pix_sum)
9     if features_list(i,  $R_{top.y}$ ) <
        features_list(repres,  $R_{top.y}$ ):
10      features_list(repres,  $R_{top}$ ) = features_list(i,  $R_{top}$ )
11      features_list(repres,  $R_{top.x}$ ) = features_list(i,  $R_{top.x}$ )
12    if features_list(i,  $R_{bottom.y}$ ) >
        features_list(repres,  $R_{bottom.y}$ ):
13      features_list(repres,  $R_{bottom.y}$ ) = features_list(i,  $R_{bottom.y}$ )
14      features_list(repres,  $R_{bottom.x}$ ) = features_list(i,  $R_{bottom.x}$ )
15    if features_list(i,  $R_{left.x}$ ) <
        features_list(repres,  $R_{left.x}$ ):
16      features_list(repres,  $R_{left.x}$ ) = features_list(i,  $R_{left.x}$ )
17      features_list(repres,  $R_{left.y}$ ) = features_list(i,  $R_{left.y}$ )
18    if features_list(i,  $R_{right.x}$ ) >
        features_list(repres,  $R_{right.x}$ ):
19      features_list(repres,  $R_{right.x}$ ) = features_list(i,  $R_{right.x}$ )
20      features_list(repres,  $R_{right.y}$ ) = features_list(i,  $R_{right.y}$ )
21 Ende

```

Algorithmus 6.5 Die Funktion `output_feature_list()`.

Globaler Zugriff auf die Variablen des Algorithmus 6.2 auf Seite 173

```
1 Start
2 for i = 1: ID_Counter - 1:
3     repres = union_find_structure(i)
4     if repres == i:
5         output(features_list(i))
6 Ende
```

6.2.3 Plausibilitätsprüfung von erfassten Objekten hinsichtlich der Auswertbarkeit

Zur Unterscheidung zwischen auswertbaren Partikelabbildungen sowie nicht verwertbaren Abbildungen, wie zum Beispiel überlagerten Partikelabbildungen oder Fragmenten von Partikelabbildungen, wird jedes in den binarisierten Bilddaten detektierte Objekt hinsichtlich der folgenden Kriterien auf Basis der erfassten Objektcharakteristika (vgl. 6.2.2) geprüft:

1. Bestimmung der Anzahl der Randpunkte.
2. Überprüfung der Koordinaten der Randpunkte in Relation zum Bildrand.
3. Vergleich des Flächeninhaltes mit einer vorgegebenen Mindestgröße.
4. Überprüfung der Objektform.

Im Folgenden werden die Kriterien beschrieben.

Bestimmung der Anzahl der Randpunkte

In Abhängigkeit von der Objektform können weniger als vier unterschiedliche Randpunkte erfasst werden. Dies ist beispielsweise dann der Fall, wenn die Randpunkte R_{top} und R_{left} vom selben Objektpixel repräsentiert werden. In der im Abschnitt 6.2.3.4 folgenden Überprüfung der Objektform wird ein Flächeninhalt auf Basis von mindestens drei unterschiedlichen Randpunkten berechnet. Es werden daher nur Objekte akzeptiert, die mindestens 3 unterschiedliche Randpunkte besitzen.

Anmerkung: Bei einer Erfassung von genau drei unterschiedlichen Randpunkten ist aufgrund der Definition der Randpunkte ausgeschlossen, dass diese drei Punkte genau auf einer Linie liegen (vgl. 6.2.2).

Überprüfung der Koordinaten der Randpunkte in Relation zum Bildrand

Berührt ein Objekt einen der vier Bildränder, so liegt auch mindestens ein Randpunkt des Objektes auf einem Bildrand. In einem solchen Fall tritt ein bewegtes Objekt zum Zeitpunkt der Bildaufnahme gerade in das Bild ein oder aus dem Bild heraus. Es ist jedoch nicht vollständig auf dem Bild abgebildet. Diese Objekte werden verworfen, um eine Messung unvollständig erfasster Partikeltrajektorien zu vermeiden. Gleichung 6.1 zeigt das Kriterium für die Akzeptanz eines Objektes.

$$\forall \text{Randpunkte } P : P.x > 0 \wedge P.x < \text{Bildbreite} - 1 \wedge P.y > 0 \wedge P.y < \text{Bildhöhe} - 1. \quad (6.1)$$

P : Randpunkt (R_{top} , R_{bottom} , R_{left} , R_{right}).

$P.x$: x-Koordinate des Randpunktes P .

$P.y$: y-Koordinate des Randpunktes P .

Vergleich des Flächeninhaltes mit einer vorgegebenen Mindestgröße

Nach der Binarisierung (vgl. 6.2.1) enthält das Bild Abbildungen von Partikeln, Partikelfragmenten und kleinen Fremdkörpern wie zum Beispiel Staubkörnchen. Weiterhin sind kleine Artefakte aufgrund von Bildrauschen enthalten. Eine Interpretation dieser kleinen Objekte als Partikeltrajektorien würde zu einer Verfälschung des Messergebnisses führen. Folglich werden alle detektierten Objekte auf eine im Vorhinein festgelegte Mindestgröße geprüft. Dieser Wert ist abhängig vom Prozess sowie von den Charakteristika des eingesetzten Kamerasystems (Belichtungsdauer, Abbildungsmaßstab). Gleichung 6.2 zeigt das Kriterium für die Akzeptanz eines Objektes zur Messung.

$$A_{CCL} \geq A_{MIN}. \quad (6.2)$$

A_{CCL} : Mittels Connected-Component Labeling Verfahren bestimmter Flächeninhalt.

A_{MIN} : Im Vorhinein festgelegter Mindestwert für den Flächeninhalt, typisch: $A_{MIN} = 30$.

Überprüfung der Objektform

Einzelne, abgebildete Partikeltrajektorien besitzen aufgrund der bei thermokinetischen Beschichtungsprozessen auftretenden, hohen Partikelgeschwindigkeiten eine konvexe, einem Rechteck ähnliche Form. Folglich sollte das von den Randpunkten einer verwertbaren Partikelabbildung aufgespannte Polygon näherungsweise den gleichen Flächeninhalt aufweisen wie die Partikelabbildung selbst. Eine solche Partikelabbildung sowie das zugehörige Polygon sind in Abbildung 6.3 a) dargestellt. Im Gegensatz dazu zeigen die Abbildungen 6.3 b) und c) Partikeltrajektorien, die sich zu einem einzelnen Objekt überlagern.

In den Fällen b) und c) (Abb. 6.3) ist die Fläche des Objektes aufgrund ihrer Konkavität [70] wesentlich kleiner oder wesentlich größer als der Flächeninhalt des von den Randpunkten aufgespannten Polygons. Folglich kann die Form eines Objektes auf Basis des Verhältnisses der Flächeninhalte klassifiziert werden. Gleichung 6.3 zeigt das Kriterium für die Akzeptanz von konvexen Objekten mit länglicher Form.

$$T_L \leq A_{Polygon}/A_{CCL} \leq T_H. \quad (6.3)$$

A_{CCL} : Mittels Connected-Component Labeling Verfahren bestimmter Flächeninhalt.

$A_{Polygon}$: Flächeninhalt des von den Randpunkten aufgespannten Polygons.

T_L : Unterer Grenzwert, typisch: $T_L = 0, 4$.

T_H : Oberer Grenzwert, typisch: $T_H = 1$.

Berechnung des Flächeninhaltes des aufgespannten Polygons $A_{Polygon}$

Der Flächeninhalt des von den Objekt-Randpunkten R_{top} , R_{bottom} , R_{left} und R_{right} aufgespannten Polygons wird mit der Gaußschen Trapezformel berechnet (Gl. 6.4) [133]. Diese Gleichung enthält im Gegensatz zu anderen Formeln zur Berechnung von Flächeninhalten allgemeiner Dreiecke und Vierecke keine trigonometrische Funktionen oder Wurzelberechnungen. Der Ansatz eignet sich daher sehr gut zur Real-

6.2 Algorithmus zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten

sierung auf rekonfigurierbarer Hardware, die für die Implementierung der Auswertalgorithmen zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten verwendet wird.

$$A = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{n-1} (P.x_i \cdot P.y_{i+1} - P.x_{i+1} \cdot P.y_i). \quad (6.4)$$

Es gilt: $P.x_n = P.x_0$, $P.y_n = P.y_0$ sowie $n \geq 2$.



(a) Verwertbare Partikelabbildung als konvexes Objekt ($T_L \leq A_{Polygon}/A_{CCL} \leq T_H$).



(b) Überlagerte Partikelabbildungen als ein Objekt (nicht akzeptiert, $A_{Polygon}/A_{CCL} > T_H$).



(c) Überlagerte Partikelabbildungen als ein Objekt (nicht akzeptiert, $T_L > A_{Polygon}/A_{CCL}$).

Abbildung 6.3: Objektformen und von den Randpunkten aufgespanntes Polygon.

6.2.4 Berechnung der Partikelgeschwindigkeiten

Die Geschwindigkeiten der Partikel werden unter Berücksichtigung der Belichtungsdauer sowie des Abbildungsmaßstabes aus den Längen der Partikelabbildungen wie folgt berechnet (Gl. 6.5):

$$v_{Particle} = \frac{l_{Particle} \cdot s}{t}. \quad (6.5)$$

$v_{Particle}$: Geschwindigkeit des Partikels in $[\frac{m}{s}]$.

$l_{Particle}$: Länge der Partikelabbildung in $[Pixel]$.

s : Abbildungsmaßstab in $[\frac{m}{Pixel}]$ (vgl. 3.3.2.2).

t : Belichtungsdauer in $[s]$.

Die Berechnung der Länge einer Partikelabbildung erfolgt nach Gleichung 6.6 und die Berechnung der durchschnittlichen Länge aller Partikelabbildungen eines Bildes erfolgt nach Gleichung 6.7.

$$l_{Particle} = \max(|\overrightarrow{P_{top} P_{bottom}}|, |\overrightarrow{P_{left} P_{right}}|). \quad (6.6)$$

$l_{Particle}$: Länge der Partikelabbildung.

$|\overrightarrow{P_{top} P_{bottom}}|$: Betrag des Vektors, der von den Punkten R_{top} und R_{bottom} aufgespannt wird.

$|\overrightarrow{P_{left} P_{right}}|$: Betrag des Vektors, der von den Punkten R_{right} und R_{left} aufgespannt wird.

$$\bar{l}_{Particle} = \frac{\sum l_{Particle}}{n}. \quad (6.7)$$

$\bar{l}_{Particle}$: Mittlere Länge der Partikelabbildungen.

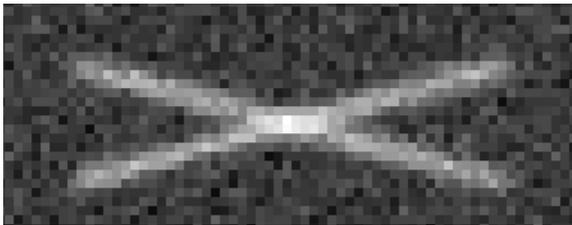
n : Anzahl der Partikel.

6.3 Verifikation des Messverfahrens am Beispiel thermokinetischer Beschichtungsprozesse

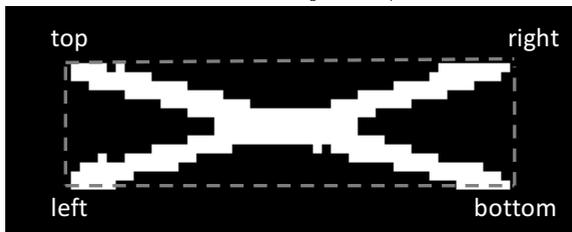
Das im vorherigen Abschnitt 6.2 vorgestellte Messverfahren wurde mittels virtueller Messungen (vgl. 3.3) sowie auf Basis von Bildaufnahmen am realen Sprühprozess verifiziert.

6.3.1 Virtuelle Messungen

In Abschnitt 6.2.3 wurde das Kriterium zur Prüfung der Objektform beschrieben. Abbildung 6.4 a) zeigt exemplarisch zwei gekreuzte Partikeltrajektorien mit einem Signal-Rausch-Verhältnis von 17 dB (vgl. 3.3.2). Das binarisierte Bild (vgl. 6.2.1) sowie die erfassten Randpunkte (vgl. 6.2.2) sind in Unterabbildung 6.4 b) dargestellt.



(a) Originalbild, SNR = 17 dB (Der Kontrast wurde für eine verbesserte Darstellung erhöht).



(b) Verarbeitetes Bild mit Randpunkten des Objektes.

Abbildung 6.4: Sich kreuzende Partikeltrajektorien.

6 Algorithmus zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten auf Basis des CCL

Aus der Prüfung der Objektform (vgl. Gl. 6.3 auf Seite 180) folgt:

$$A_{CCL} = 255 ; A_{Polygon} = 686 ; A_{Polygon}/A_{CCL} = 2,69. \quad (6.8)$$

Es gilt $T_H = 1$ (Gl. 6.3 auf Seite 180) und $2,69 > T_H$. Folglich wird das Objekt verworfen und nicht gemessen (vgl. 6.2.3).

Tabelle 6.2 zeigt auszugsweise die Messergebnisse einer Testreihe mit 1000 Bildern. In 98 Prozent aller betrachteten Testfälle mit einem SNR ab 8 dB sowie einer Wegstrecke ab 20 Pixeln beträgt die Messabweichung bezüglich der Wegstreckenlängen weniger als 2 Pixel.

Zur Untersuchung des Einflusses einzelner Faktoren auf die Messabweichung wurden die Prozessparameter hinsichtlich des Betrags des Wegstreckenvektors, dem Winkel der Trajektorien, dem Kontrast sowie dem Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) unabhängig voneinander variiert. Die Ergebnisse basieren auf den folgenden Parameterwerten, soweit in der folgenden Tabelle 6.2 nicht anders angegeben:

- Betrag des Wegstreckenvektors: 50 Pixel.
- Winkel des Wegstreckenvektors: 15 Grad.
- Signal-Rausch-Verhältnis: SNR = 17 dB (vgl. 3.3.2).
- Kontrast: 0,3 (vgl. 3.3.2).

Bei den mit dem Symbol \checkmark gekennzeichneten Ergebnissen beträgt die Messabweichung weniger als zwei Pixel. Die mit dem Symbol ζ gekennzeichneten Einträge werden im Folgenden erläutert:

Bei einer Wegstrecke von 10 Pixeln und bei einer Wegstrecke von 5 Pixeln ist die Fläche der Partikelabbildung A_{CCL} kleiner als der Mindestwert A_{MIN} . Die Abbildung wird folglich nicht gemessen (vgl. 6.2.3).

Bei einem geringen Kontrast von 0,15 spricht das Bernsen-Filter lediglich auf die Kanten der Partikelabbildung an. Die erzeugten Fragmente (Abb. 6.5 a) besitzen eine Fläche kleiner A_{MIN} und werden nicht gemessen (vgl. 6.2.3).

Bei einem Kontrast von 0,7 erzeugt das Bernsen-Filter aus dem Bildrauschen Objekte, von denen einige der Form einer Partikelabbildung ähneln (Abb. 6.5 b). Diese Objekte werden gemessen und bewirken ein verfälschtes Ergebnis.

Bei einem Signal-Rausch-Verhältnis von 7 dB erzeugt das Bernsen-Filter aus dem Bildrauschen Objekte, die als Partikelabbildungen klassifiziert werden und das Messergebnis verfälschen (Abb. 6.5 c).

Tabelle 6.2: Messergebnisse des CCL-basierten Verfahrens.

Winkel	Gemessene Wegstrecke in Pixel
0°	50,3 ✓
5°	49,4 ✓
10°	51,0 ✓
15°	49,7 ✓
20°	50,1 ✓
25°	49,1 ✓
30°	49,4 ✓
35°	48,9 ✓
40°	50,9 ✓
45°	50,3 ✓
50°	49,1 ✓
55°	48,9 ✓
60°	48,9 ✓
65°	48,9 ✓
70°	50,0 ✓
75°	48,9 ✓
80°	48,4 ✓
85°	49,5 ✓
90°	50,4 ✓

Wegstrecke	Gemessene Wegstrecke in Pixel
50 Pixel	49,7 ✓
40 Pixel	39,6 ✓
30 Pixel	28,6 ✓
20 Pixel	19,7 ✓
10 Pixel	kein Ergebnis ✗
5 Pixel	kein Ergebnis ✗

Kontrast	Gemessene Wegstrecke in Pixel
0,7	23,02 ✗
0,5	49,04 ✓
0,2	49,73 ✓
0,15	kein Ergebnis ✗

SNR	Gemessene Wegstrecke in Pixel
15 dB	50,8 ✓
13 dB	48,8 ✓
11 dB	50,7 ✓
9 dB	48,5 ✓
7 dB	18,2 ✗



(a) Kontrast = 0,15.



(b) Kontrast = 0,7.

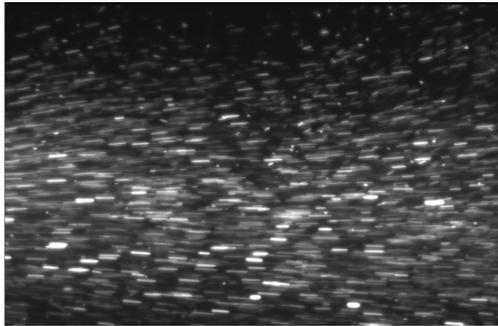


(c) SNR = 7 dB.

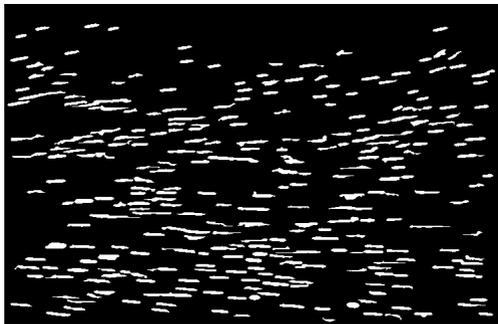
Abbildung 6.5: Objekte, die zu Messfehlern führen.

6.3.2 Verifikation des Auswertalgorithmus

Das CCL-basierte Verfahren zur Messung der Partikelgeschwindigkeiten wurde an realen Bildaufnahmen der thermokinetischen Beschichtungsprozesse Elektrisches Drahtspritzen und Atmosphärisches Plasmaspritzen evaluiert. Die Bilder wurden mit einem selbst entwickelten und realisierten Kamerasystem aufgenommen, welches in Kapitel 7 vorgestellt wird.



(a) Aufgenommene Partikel.



(b) Detektierte Objekte.

Abbildung 6.6: Elektrisches Drahtspritzen.

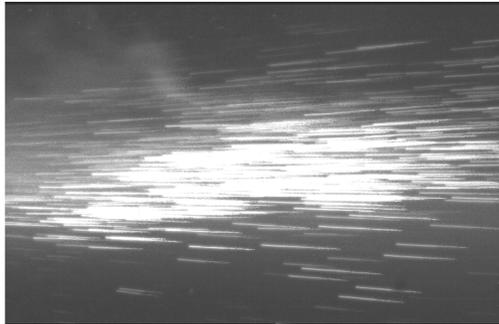
Elektrisches Drahtspritzen

Abbildung 6.6 zeigt eine Bildaufnahme (a) sowie die detektierten und gemessenen Partikelabbildungen (b). Die gemessene, mittlere Länge der Partikelabbildungen beträgt 29 Pixel. Die Länge der vom Messalgorithmus detektierten Partikel, wurde

durch abzählen per Hand ermittelt und entspricht 30 Pixel. Die Abweichung beträgt 1 Pixel. Weitere Bilder des EDS-Prozesses sind auf der nächsten Seite dargestellt.

Atmosphärisches Plasmaspritzen

Abbildung 6.7 zeigt eine Bildaufnahme (a) sowie die detektierten und gemessenen Partikelabbildungen (b). Die gemessene, mittlere Länge der Partikelabbildungen beträgt 181 Pixel. Die ausgezählte Länge der vom Messalgorithmus detektierten Partikel ergab einen Wert von 183 Pixeln. Dies entspricht einer Abweichung von 2 Pixeln. Weitere Bilder des APS-Prozesses sind im Folgenden dargestellt.



(a) Aufgenommene Partikel.



(b) Detektierte Objekte.

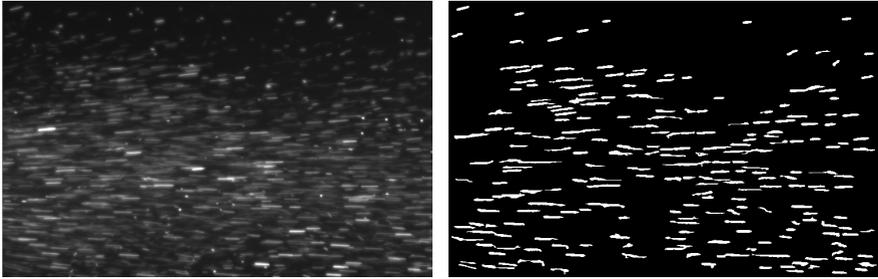
Abbildung 6.7: Atmosphärisches Plasmaspritzen.

Weitere Bildaufnahmen für das Elektrische Drahtspritzen sowie das Atmosphärische Plasmaspritzen

Die Abbildungen 6.8 bis 6.10 zeigen Bilder des Elektrischen Drahtspritzens (EDS-Prozess) und die Abbildungen 6.11 bis 6.13 zeigen Bilder des Atmosphärischen Plasmaspritzens (APS-Prozess). In den Unterabbildungen a) sind jeweils die originalen Bildaufnahmen am realen Prozess und in den Unterabbildungen b) die vom CCL-basierten Verfahren detektierten Partikel dargestellt.

Auf den Abbildungen 6.8 bis 6.10 des EDS-Prozesses ist erkennbar, dass das CCL-basierte Verfahren auf jedem Bild eine hohe Anzahl von Partikeln individuell detektiert. Die Detektion einer solch hohen Anzahl von Partikeln pro Bild ist in Echtzeit möglich, weil die Erfassung und Verarbeitung dieser Partikelinformationen im Gegensatz zu kommerziellen, Software-basierten Messsystemen in einer von der Partikelanzahl unabhängigen Rechenzeit erfolgt (vgl. 6.1 und 6.2). Bei dem APS-Prozess (Abb. 6.8 bis 6.10) wurden, bedingt durch die spezifischen Charakteristika dieses Fertigungsprozesses, weniger Partikel pro Bild aufgenommen als beim EDS-Prozess und demzufolge auch weniger Partikel ausgewertet.

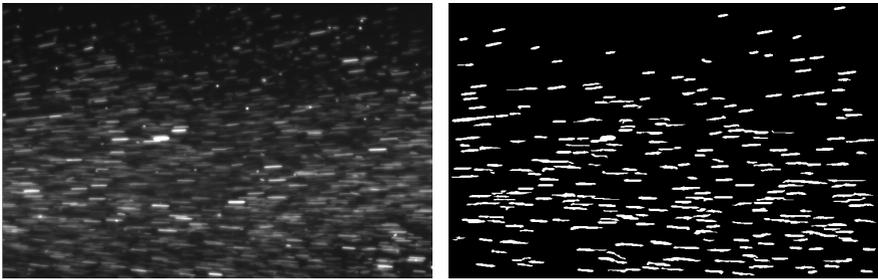
Alle Bilder (Abb. 6.8 bis 6.13), jedoch insbesondere die Aufnahmen des APS-Prozesses (Abb. 6.11 bis 6.13), veranschaulichen die Arbeitsweise der lokalen Binarisierungsverfahren: Die Detektion der Partikel erfolgt weitestgehend unabhängig vom Bildhintergrund, so dass sehr hell abgebildete Partikel in hellen Bildregionen und ebenso sehr schwach abgebildete Partikel in dunklen Bildregionen erfasst werden (vgl. Abb. 4.2.1). Vereinzelte Punkte, insbesondere sichtbar auf den Abbildungen 6.8 bis 6.10, sowie Fragmente von Partikeln, insbesondere sichtbar auf den Abbildungen 6.8 bis 6.10, werden zwar binarisiert, jedoch anschließend von der Plausibilitätsprüfung verworfen und nicht vom Messalgorithmus detektiert (vgl. 6.2.3).



(a) Original.

(b) Detektierte Partikel.

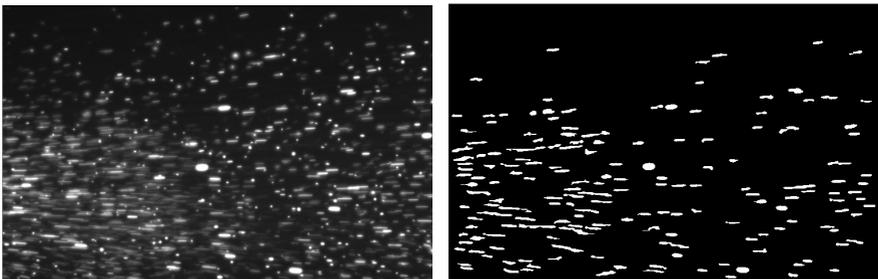
Abbildung 6.8: Elektrisches Drahtspritzen, Bild 1.



(a) Original.

(b) Detektierte Partikel.

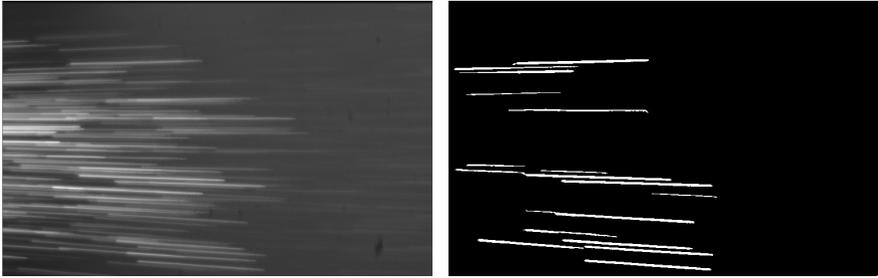
Abbildung 6.9: Elektrisches Drahtspritzen, Bild 2.



(a) Original.

(b) Detektierte Partikel.

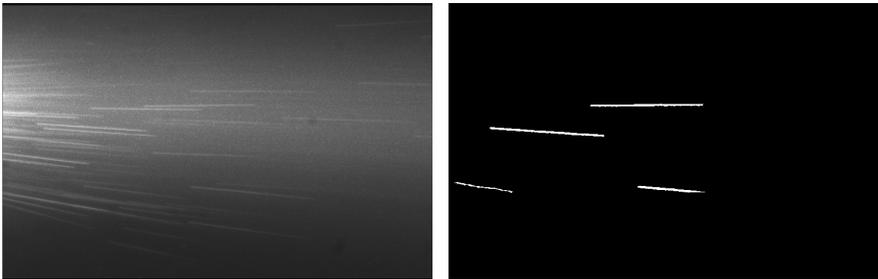
Abbildung 6.10: Elektrisches Drahtspritzen, Bild 3.



(a) Original.

(b) Detektierte Partikel.

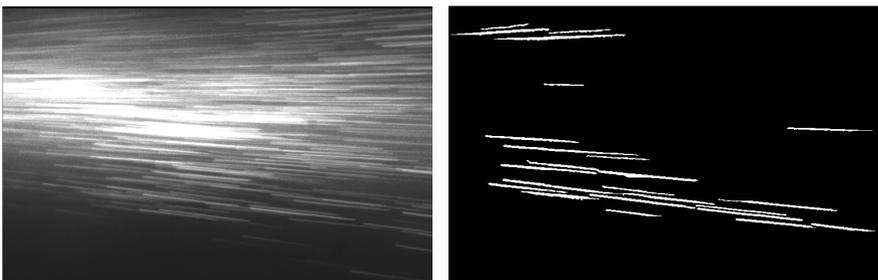
Abbildung 6.11: Atmosphärisches Plasmaspritzen, Bild 1.



(a) Original.

(b) Detektierte Partikel.

Abbildung 6.12: Atmosphärisches Plasmaspritzen, Bild 2.



(a) Original.

(b) Detektierte Partikel.

Abbildung 6.13: Atmosphärisches Plasmaspritzen, Bild 3.

6.4 Ressourcenbedarf und Performanz

Das in Abschnitt 6.2 vorgestellte CCL-basierte Messverfahren wurde auf Field Programmable Gate Arrays (FPGA) für eine Bildgröße von 768 x 480 Pixeln realisiert. Für die Implementierung wurde ein Virtex-5 SX50T FPGA gewählt, um den Ressourcenbedarf und die Performanz des CCL-basierten Ansatzes im nachfolgenden Abschnitt 6.5 mit dem Sobel-Filter-basierten Ansatz (vgl. Kapitel 4 und 5) zu vergleichen, welcher ebenfalls auf einem Virtex-5 SX50T FPGA implementiert wurde. Tabelle 6.3 zeigt die Auslastung der Ressourcen. Die erreichte Taktfrequenz beträgt 225 MHz.

Tabelle 6.3: Ressourcennutzung der realisierten Connected-Component Labeling Implementierung auf einem Virtex-5 SX50T-1 FPGA.

Ressource	Auslastung
Slice Logic Utilization	10%
Block RAM	12%
DSP48E Multiply/Adder Slices	3%

Aufgrund der geringen Ressourcenauslastung auf einem Virtex-5 SX50T FPGA (vgl. Tab. 6.3) wurde das CCL-basierte Verfahren zusätzlich auf einem Spartan-6 LX9-2 FPGA mit reduziertem Ressourcenumfang implementiert. Spartan-6 LX9 FPGAs bieten gegenüber Virtex-5 FPGAs zwei wesentliche Vorteile:

1. Auf Basis des Spartan-6 LX9 FPGAs können bildgebende Messsysteme mit besonders niedrigen Produktionskosten von weniger als 150 EUR realisiert werden.
2. Spartan-6 LX9 FPGAs besitzen eine niedrige Schaltungskomplexität und ermöglichen eine kurze Entwicklungszeit für ein bildgebendes, intelligentes Kamerasystem zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten [126, 128].

Der Demonstrator eines solchen Messsystems wird im folgenden Kapitel 7 vorgestellt.

Tabelle 6.4: Ressourcennutzung der realisierten Connected-Component Labeling Implementierung auf einem Spartan-6 LX9 FPGA.

Ressource	Auslastung
Slice Logic Utilization	70%
Block RAM	86%
DSP48E Multiply/Adder Slices	87%

Tabelle 6.4 listet den Ressourcenbedarf für die Implementierung des CCL-basierten Verfahrens auf einem Spartan-6 LX9 FPGA:

- Die Slice Logic Utilization beschreibt den Bedarf an Logikblöcken auf dem FPGA [123]. Diese werden insbesondere für die Implementierung von if-else-Konstrukten benötigt (vgl. Algorithmus 6.3 auf Seite 175 sowie Algorithmus 6.4 auf Seite 176).
- Block RAM bezeichnet die auf dem FPGA integrierten SRAM Speicherblöcke [124]. Block RAM dient insbesondere zur Realisierung von Arrays und Zeilenpuffern (vgl. Algorithmus 6.2 auf Seite 173 in Zeile 3 und 4) sowie zur Realisierung von Zeilenpuffern [11, 127].
- Als DSP Slices werden auf dem FPGA integrierte Hardmacros für die Realisierung von Additionen und Multiplikationen bezeichnet [125]. Dementsprechend dienen diese Slices zur Implementierung hochperformanter Addierer und Zähler (vgl. Algorithmus 6.2) sowie zur Realisierung von Multiplikationen (vgl. Gleichung 6.4 auf Seite 181)

Die maximale Taktfrequenz der Implementierung beträgt 140 MHz. Dies entspricht einer Steigerung der Performanz auf 300 Prozent gegenüber den in [68] vorgestellten Ergebnissen.

6.5 Bewertung des CCL-basierten und des Sobel-Filter-basierten Messverfahrens

Tabelle 6.5 listet den Ressourcenbedarf und die Performanz des Sobel-Filter-basierten Verfahrens (vgl. 4.5.4, 5.3. und 5.6) sowie des CCL-basierten Verfahrens (vgl. 6.2) zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten auf.

Tabelle 6.5: Übersicht der Eigenschaften der vorgestellten Verfahren zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten.

Eigenschaft	Sobel-Filter-basiert	CCL-basiert
Ressourcenaufwand: Logic Slice Utilisation	53%	10%
Ressourcenaufwand: Block RAM	88%	12%
Ressourcenaufwand: DSP48E Multiply/Adder Slices	76%	3%
Performanz in Messungen pro Sekunde	99	381
Messabweichung	< 1 Pixel	< 2 Pixel
Robust gegenüber gekreuzten Partikeltrajektorien	ja	ja

Allgemeine Anmerkungen zu Ressourcenaufwand und Performanz

- Den aufgeführten Werten liegen die Implementierungen auf einem Virtex-5 SX50T-1 FPGA zugrunde (vgl. 5.6 und 6.4).
- Die Bildgröße beträgt 768 x 768 Pixel.

Anmerkung zum Ressourcenaufwand des CCL-basierten Verfahrens

Die in Abschnitt 6.4 aufgeführten Daten beziehen sich auf eine Bildgröße von 768 x 480 Pixeln. Bei diesem Verfahren ist der Ressourcenbedarf jedoch lediglich von der Bildbreite abhängig und unabhängig von der Bildhöhe. Folglich gilt für eine Bildgröße von 768 x 768 Pixeln der gleiche Ressourcenaufwand.

Anmerkung zur Performanz des CCL-basierten Verfahrens

Die maximale Taktfrequenz beträgt 225 MHz (vgl. 6.4), wobei ein Pixel pro Takt verarbeitet wird. Aus einer Bildgröße von 768 x 768 Pixeln folgt eine Performanz von 381 Messungen pro Sekunde.

Zusammenfassung

Hinsichtlich der Messgenauigkeit sind beide Verfahren robust gegenüber überlagerten Abbildungen von Partikeltrajektorien, wobei das Sobel-Filter-basierte Verfahren eine geringere Messabweichung aufweist. Das CCL-basierte Verfahren erfordert lediglich einen Bruchteil der Ressourcen des Sobel-Filter-basierten Verfahrens und erzielt dennoch im Vergleich eine vielfach höhere Messfrequenz. Aufgrund der hohen Performanz und des geringen Ressourcenbedarfs wird der Demonstrator eines Kamerasystems zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten auf Basis des CCL-basierten Verfahrens realisiert.

7 Realisierung eines Demonstrators eines intelligenten Kamerasystems

In diesem Kapitel wird die Realisierung eines Demonstrators eines intelligenten Kamerasystems zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten auf Basis des CCL-basierten Verfahrens aus Kapitel 6 vorgestellt: Im ersten Abschnitt wird das Konzept des Kamerasystems diskutiert und im zweiten Abschnitt folgt die Beschreibung eines realisierten Demonstrators.

7.1 Konzept des intelligenten Kamerasystems

Zur Umsetzung des CCL-basierten Verfahrens wurde ein Kamerasystem auf Basis rekonfigurierbarer Logik entwickelt und als Demonstrator realisiert. In diesem Abschnitt werden die Ziele für die Entwicklung des Demonstrators definiert und anschließend wird eine allgemeine Spezifikation aus den Entwicklungszielen abgeleitet. Weiterhin werden spezielle Anforderungen an den Bildsensor als zentrales Element eines Kamerasystems für Messungen an partikelbeladenen Strömungen diskutiert.

7.1.1 Zielsetzung

Für die Realisierung des intelligenten Kamerasystems wurden die folgenden Ziele definiert:

1. Ziel: Modularer Aufbau

Das intelligente Kamerasystem soll eine hohe Flexibilität hinsichtlich der realisierbaren Leistungsfähigkeit aufweisen, so dass eine spätere Leistungssteigerung zur Implementierung zukünftiger, komplexer Auswertelgorithmen mittels Integration zusätzlicher Module möglich ist. So muss das System bei steigenden Anforderungen nicht ausgetauscht, sondern kann vielmehr nachhaltig aufgerüstet werden. Die Wiederverwendbarkeit einzelner Komponenten oder Module wird bereits bei der Entwicklung berücksichtigt.

2. Ziel: Geringe Komplexität und geringe Fehleranfälligkeit

Die Aufwände für die Entwicklung und Fertigung sowie die Fehleranfälligkeit des Systems hängen wesentlich von der Komplexität der Systemmodule ab. Hierbei können die Zeitaufwände für die Fehlersuche bei der Inbetriebnahme des Gerätes einen hohen Anteil am gesamten Zeitaufwand für die Entwicklung und Fertigung ausmachen. Um das Risiko von Fehlern und von einer zeitaufwändigen Fehlersuche und -behebung zu minimieren, werden die Systemmodule mit einer möglichst geringen Komplexität entwickelt.

3. Ziel: Niedrige Bauteile-Kosten

Für eine eventuelle, spätere Serienfertigung sind die Produktionskosten von entscheidender Bedeutung. Die Produktionskosten hängen bei elektronischen Geräten, wie dem hier entwickelten, intelligenten Kamerasystem, vor allem von den Bauteile-Kosten ab. Ein weiterer Vorteil niedriger Bauteile-Kosten sind geringe Kosten beim Aufbau eines Prototypen oder Demonstrators.

4. Ziel: Visualisierung der Messergebnisse auf einem PC mit einer drahtlosen Datenübertragung zwischen Kamerasystem und PC

Das realisierte, intelligente Kamerasystem zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten soll an thermokinetischen Beschichtungsprozessen demonstriert werden. Diese Beschichtungsprozesse werden aufgrund der Prozessbedingungen mit sehr hohen Lärm- und Staubbelastungen in abgeschlossenen Kammern durchgeführt. Mittels drahtloser Übertragung der gemessenen Partikelgeschwindigkeiten zu einem PC kann auf die Verlegung eines Datenkabels aus der Kammer heraus verzichtet werden. (Anmerkung: Netzanschlüsse für die Stromversorgung des Kamerasystems sind in den Kammern vorhanden.)

7.1.2 Hardware-Aufbau der intelligenten Kamera

Aus der Zielsetzung des vorherigen Abschnitts lässt sich der folgende Hardware-Aufbau der intelligenten Kamera ableiten.

1. Der Hardware-Aufbau der Kamera basiert auf Leiterplatten (engl. Printed Circuit Board, PCB [51]), wobei die PCBs aus lediglich 2 elektrischen Lagen bestehen sollen. Solche 2-Lagen-Designs bieten gegenüber PCBs mit einer höheren Anzahl von elektrischen Lagen die folgenden Vorteile:
 - a) Aufgrund der geringen Komplexität von 2-Lagen-Designs ist eine Entwicklung mit einer geringen Anzahl an Fehlerquellen möglich (Entwicklungsziel 2).
 - b) Die Produktion von PCBs mit 2 Lagen ist kostengünstiger als die Produktion von PCBs mit einer höheren Lagenanzahl. PCBs mit 2 Lagen können mit einer Design-Software entworfen werden, die lediglich eine geringe Anzahl von elektrischen Lagen unterstützt (Entwicklungsziel 3).
 - c) Es existieren keine inneren Lagen, alle elektrischen Signalverbindungen der PCBs sind auf der oberen oder auf der unteren Seite des PCBs frei zugänglich. Folglich können alle Signalverbindungen an beliebigen Stellen mit einem Messgerät getestet werden, um eventuelle Funktionsfehler zu detektieren und zu beheben (Entwicklungsziel 2).

7 Realisierung eines Demonstrators eines intelligenten Kamerasystems

2. Es werden 3 Typen von PCBs entwickelt. Jedes PCB soll lediglich genau eine Funktionalität erfüllen, so dass die Anzahl der elektronischen Chips pro PCB und folglich auch die Komplexität der elektronischen Schaltungen eines PCB auf ein Minimum reduziert wird (2. Entwicklungsziel). Die Funktionalitäten werden wie folgt auf einzelne PCBs aufgeteilt:
 - a) PCB mit einem Bildsensor zur Aufnahme von Bildern.
 - b) PCB mit rekonfigurierbarer Logik in Form eines Field Programmable Gate Array-Chips (FPGA) für die Bilddatenverarbeitung.
 - c) PCB mit einem Synchronous Dynamic Random Access Memory-Chip (SDRAM) [45, 41] für das Zwischenspeichern von Bilddaten vor der Datenübertragung.
3. Die PCBs werden über Steckverbinder zu einer Einheit verbunden, wobei der Aufbau aus genau einem Sensor-PCB, mindestens einem FPGA-PCB und maximal einem SDRAM-PCB bestehen muss. Abbildung 7.1 zeigt einen solchen Aufbau. Das Sensor-PCB befindet sich an der obersten Position, gefolgt von einem oder mehreren FPGA-PCBs. Nach dem letzten FPGA-PCB kann ein SDRAM-PCB zur Zwischenspeicherung der Bilddaten vor der Datenübertragung angesteckt werden. Ohne SDRAM-PCB ist hingegen mangels Speicher für die Bilddaten lediglich eine Übertragung der Messergebnisse möglich. Die Rechenleistung des in Abbildung 7.1 dargestellten Aufbaus skaliert mit der Anzahl der FPGAs. Folglich ermöglicht der modulare Aufbau mit einer variablen Anzahl von FPGA-PCBs eine Erweiterung der Rechenleistung mittels Hinzufügen weiterer FPGA-PCBs (Entwicklungsziel 1).

Abbildung 7.2 zeigt die geplante Anordnung der Steckverbinder auf dem FPGA-PCB. Es befinden sich gegenüberliegend jeweils 2 Steckverbinder auf der oberen und unteren Lage. Die Steckverbinder der oberen Lage sind in Relation zur unteren Lage um 90 Grad versetzt, wodurch das Routing der elektrischen Leitungen erleichtert wird.
4. Die Messergebnisse werden drahtlos an einen PC übertragen und dort mittels einer für diesen Zweck entwickelten Software visualisiert. Zur Übertragung wird ein Bluetooth-Modul verwendet, da mit dieser Technologie auf einfache

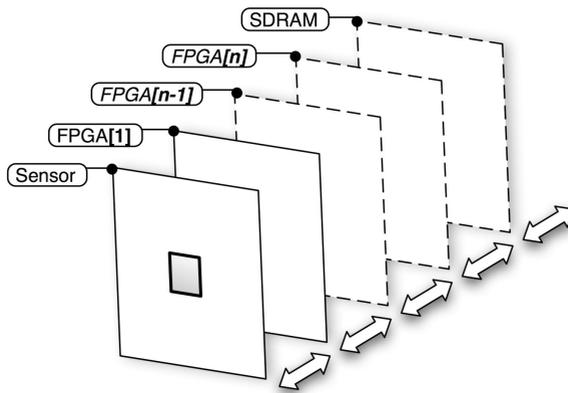


Abbildung 7.1: Anordnung der Platinen.

Weise eine robuste Direktverbindung zwischen einem PC und der Kamera ohne zusätzliche Infrastruktur, wie beispielsweise einen Wireless Access Point, hergestellt werden kann (Entwicklungsziel 4).

7.1.3 Anforderungen an den Bildsensor

Die Auswahl des Bildsensors ist von den Anforderungen an das Kamerasystem abhängig und für die Entwicklung eines Kamerasystems von besonderer Bedeutung. Für das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Kamerasystem wird ein CMOS-Bildsensor mit integrierter Analog-Digital-Wandlung verwendet, da diese Typen von Bildsensoren hohe Bildraten zur Realisierung hoher Messraten ermöglichen. Die wesentlichen Auswahlkriterien Verschlusstyp, Pixelgröße und Durchmesser der lichtempfindlichen Fläche werden in diesem Unterabschnitt betrachtet:

Typische **Verschlusstypen** bei Bildsensoren auf CMOS-Basis sind der Rolling Shutter sowie der Global Shutter [72]. Bildsensoren mit Rolling Shutter belichten die einzelnen Pixel zu unterschiedlichen Zeitpunkten, so dass es zu Verzerrungen bei der Abbildung von bewegten Objekten kommen kann. Bildsensoren mit diesem Verschlusstyp werden häufig in Consumer-Kameras verbaut.

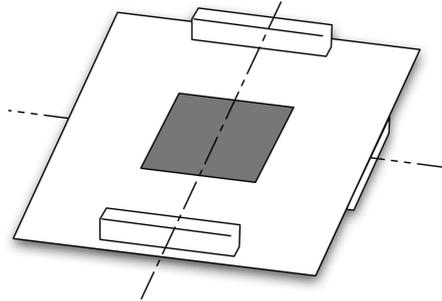


Abbildung 7.2: Anordnung der Steckverbinder auf dem FPGA-PCB.

Die Bildsensoren mit einem Global Shutter belichten alle Pixel des Bildsensors gleichzeitig und bilden bewegte Objekte ohne Verzerrung, jedoch mit der typischen Bewegungsunschärfe ab. Folglich eignen sich Bildsensoren mit diesem Verschlusstyp zur Messung hoher Partikelgeschwindigkeiten auf Basis der während der Belichtungszeit abgebildeten Partikeltrajektorien.

Eine überdurchschnittliche **Größe der Pixel** ermöglicht im Vergleich zu Bildsensoren mit vergleichbarem Durchmesser und höherer Auflösung die Realisierung großer Photodioden mit hoher Sensitivität. Aus der hohen Sensitivität gegenüber einfallendem Licht folgt ein hohes Signal-Rausch-Verhältnis der erzeugten Bildaufnahmen, so dass auch lichtschwache Partikel gut detektiert werden.

Objektive weisen eine Verzeichnung auf, die von der optischen Achse, dem Mittelpunkt des Objektivs, zu den Rändern des Objektivs hin zunimmt (vgl. 3.3.2.7). Bei Bildsensoren mit einem geringen **Durchmesser** befindet sich jedes Pixel in der Nähe zur optischen Achse des Objektivs und folglich weisen die Bildaufnahmen mit einem hochwertigen Objektiv lediglich eine für die hier betrachteten Messverfahren vernachlässigbare Verzeichnung von weniger als 1/10 Pixel auf.

7.2 Realisierung des Kamerasystems

In diesem Abschnitt werden die Umsetzung der einzelnen Module (Unterabschnitt 1) sowie der Demonstrator des intelligenten Kamerasystems (Unterabschnitt 2) beschrieben.

7.2.1 Die Module des intelligenten Kamerasystems

Die Abbildungen 7.3 bis 7.5 zeigen das Layout der PCBs für das Bildsensor-, FPGA- sowie SDRAM-Modul. Der jeweilige elektronische Chip (z.B. Bildsensor) wurde in der Mitte des PCBs platziert und die Steckverbinder am Rand. Zwischen Chip und Steckverbinder wurden die Signalleitungen möglichst gerade geroutet, so dass alle Signalleitungen eines Datenbusses auf dem PCB nahezu dieselbe Länge und folglich auch die gleiche Signallaufzeit aufweisen. Aus der angestrebten, geringen Differenz zwischen der maximalen und minimalen Laufzeit der Signale eines Datenbusses folgt eine hohe, maximale Taktfrequenz des Datenbusses [71].

Für eine hohe Signalintegrität wurden die Signalleitungen als Microstrip-Leitungen realisiert. Dieser Typ von Signalleitungen ist durch die folgenden Eigenschaften gekennzeichnet [118]:

- Die Signalleitung befindet sich auf einer äußeren Lage. Dies ist bei einem 2-Lagen-Design zwangsläufig der Fall.
- Auf der nächsten elektrischen Lage befindet sich unterhalb der Signalleitung eine Fläche mit konstantem Potential. Für diese Fläche wird häufig ein Massepotential gewählt.

Bezogen auf ein 2-Lagen-Design bedeutet die Realisierung von Microstrip-Leitungen, dass auf einer Lage die Signalleitung und auf der anderen Lage direkt unter der Signalleitung eine möglichst ununterbrochene Massefläche verläuft.

Über PCB-zu-PCB-Steckverbinder werden sowohl die Daten zum jeweils benachbarten PCB übertragen, als auch die Spannungsversorgung von 5 Volt bereit gestellt. Folglich genügt es, die 5 Volt-Spannungsversorgung mit einem beliebigen PCB des Aufbaus zu verbinden, um alle PCBs mit 5 Volt zu versorgen.

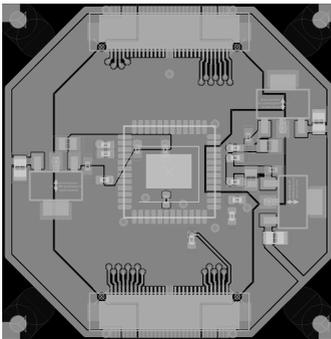
7 Realisierung eines Demonstrators eines intelligenten Kamerasystems

Auf jedem PCB verläuft die Spannungsversorgung von 5 Volt an den äußeren Kanten, um eventuelle Störeinflüsse dieser Spannungsversorgung mittels räumlicher Trennung von den Betriebsspannungen und den elektronischen Chips auf dem PCB zu minimieren (vgl. Abb. 7.3, Abb. 7.4 auf der nächsten Seite sowie Abb. 7.5 auf Seite 204).

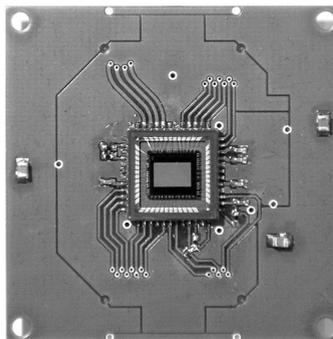
Weiterhin werden für die Bereitstellung der 5 Volt Spannungsversorgung ausschließlich die äußeren Pins der Steckverbinder und für die Übertragung der elektrischen Signale die inneren, dem elektrischen Chip zugewandten Pins verwendet. Aufgrund dieser Anordnung wird die Gefahr der Übertragung von Störungen der Spannungsversorgung auf die Signalleitungen aufgrund der räumlichen Trennung reduziert.

Zur Erzeugung der für die Chips erforderlichen, stabilisierten Betriebsspannungen von 3,3 Volt und 1,2 Volt befinden sich auf jedem PCB lineare Spannungsregler, so dass jedes PCB über individuelle Betriebsspannungen verfügt.

Abbildung 7.3 zeigt das Layout sowie die obere Lage des bestückten Bildsensor-PCBs. Der Bildsensor ist mittig platziert und die Entkoppelkondensatoren befinden sich nahe an den Pins des Chips. Für die analogen Spannungen wurde eine eigene Masseinsel vorgesehen und rechts neben dem Bildsensor angeordnet (Abb. 7.3 a).



(a) Layout, untere Lage.



(b) Bestücktes PCB, obere Lage.

Abbildung 7.3: Bildsensor-PCB.

Abbildung 7.4 zeigt das Layout sowie die obere Lage des bestückten FPGA-PCBs. In unmittelbarer Umgebung des FPGA-Chips befinden sich die Signallei-

tungen sowie die Masseflächen zur Realisierung von Microstrips (vgl. 7.1.2).

Als Gehäuse für den FPGA-Chip wurde das quadratische Thin Quad Flat Package mit 144 Pins gewählt (TQFP144), bei welchem die Pin-Anschlüsse gleichmäßig verteilt an allen 4 Seiten angeordnet sind. Ausgehend von einem mittig auf dem PCB platzierten FPGA werden die Signalleitungen zur jeweiligen Seitenkante des PCB an die Steckverbinder geführt (vgl. Abb. 7.2 auf Seite 200). Folglich besitzt jede Signalleitung zwischen FPGA und Steckverbinder nahezu dieselbe Länge.

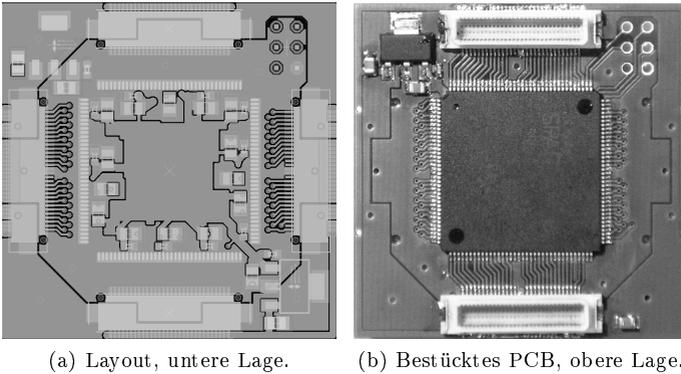


Abbildung 7.4: FPGA-PCB.

Die Flächen für die Betriebsspannungen von 1,2 Volt und 3,3 Volt wurden unter dem FPGA-Chip auf der oberen Lage und der unteren Lage angeordnet. Die obere Fläche wird von oben links angebunden (vgl. Abb. 7.4 b) und die Fläche auf der unteren Lage wird von dem unten rechts platzierten Spannungswandler versorgt (vgl. Abb. 7.4 a). Zur Entkopplung der Betriebsspannungen wurden entsprechend den Vorgaben des Datenblattes insgesamt 24 Kondensatoren an den Pins des FPGA platziert.

Abbildung 7.3 zeigt das bestückte SDRAM-PCB. Als Gehäuse für den SDRAM-Chip wurde ein Thin Small-Outline Package mit 54 Pins gewählt (TSOP54), welches die PIN-Anschlüsse an zwei gegenüberliegenden Seiten besitzt. Aufgrund einer Ausrichtung der Pins zu den Steckverbindern sind die Längen der Signalleitungen zwischen SDRAM und Steckverbinder nahezu gleich lang (vgl. 7.1.2).

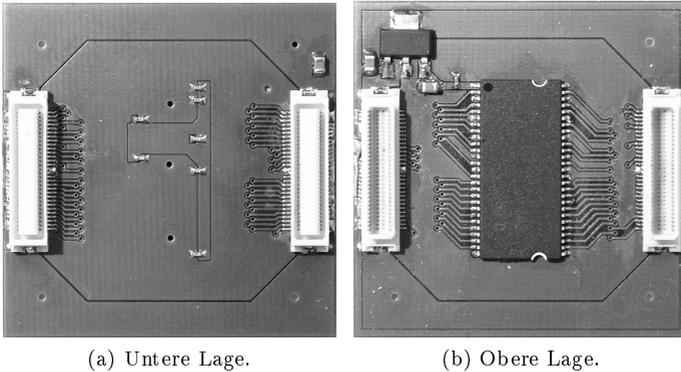


Abbildung 7.5: Bestücktes SDRAM-PCB.

Das SDRAM-PCB besitzt auf beiden Lagen an den gleichen Positionen Steckverbinder (Abb. 7.5). Einige der Signalleitungen werden durch das SDRAM-PCB hindurch geroutet, so dass an das SDRAM-PCB ein weiteres Peripherie-PCB mit direkter Verbindung zum FPGA-PCB angeschlossen werden kann.

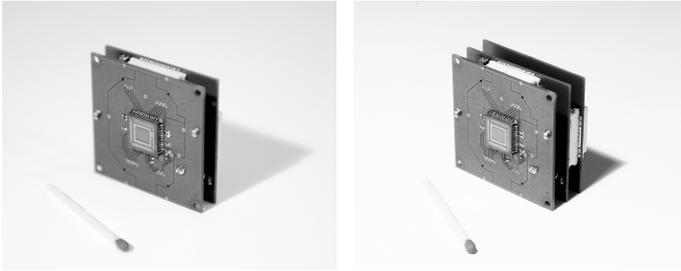
7.2.2 Der Demonstrator

Abbildung 7.6 zeigt den Aufbau des intelligenten Kamerasystems mit und ohne SDRAM-PCB. Die in Abschnitt 6.3 zur Verifikation verwendeten Bilder wurden mit der in Unterabbildung b) dargestellten Variante erzeugt.

Zwischen Bildsensor und FPGA werden die Daten mit der maximalen Taktfrequenz des Bildsensors von 25 MHz übertragen. Die Datenübertragung zwischen FPGA und SDRAM wurde bis 130 MHz erfolgreich getestet. Dies entspricht 78 Prozent der maximalen, vom SDRAM unterstützten Frequenz von 167 MHz und stellt für ein über mehrere PCBs verteiltes 2-Lagen-Design einen sehr guten Wert dar. Im Normalbetrieb wird eine Taktfrequenz von 100 MHz verwendet. Eine Beschreibung der technischen Daten des Demonstrators befindet sich im Anhang (Kapitel 9).

Abbildung 7.7 zeigt das intelligente Kamerasystem bei der Messung am thermokinetischen Beschichtungsprozess in einer geschützten Kammer. Das intelligente Kamerasystem wird mit einem Standard-Steckernetzteil betrieben. Die hierfür erforderlichen 230V-Steckdosen stehen in der Kammer zur Verfügung. Die Messer-

7.2 Realisierung des Kamerasystems



(a) Sensor-PCB und FPGA-PCB. (b) Sensor-PCB, FPGA-PCB und SDRAM-PCB.

Abbildung 7.6: Aufbau der PCBs.

gebnisse werden mittels Bluetooth an einen PC außerhalb der Kammer übertragen, so dass keine Kabel aus der Kammer heraus verlegt werden müssen.

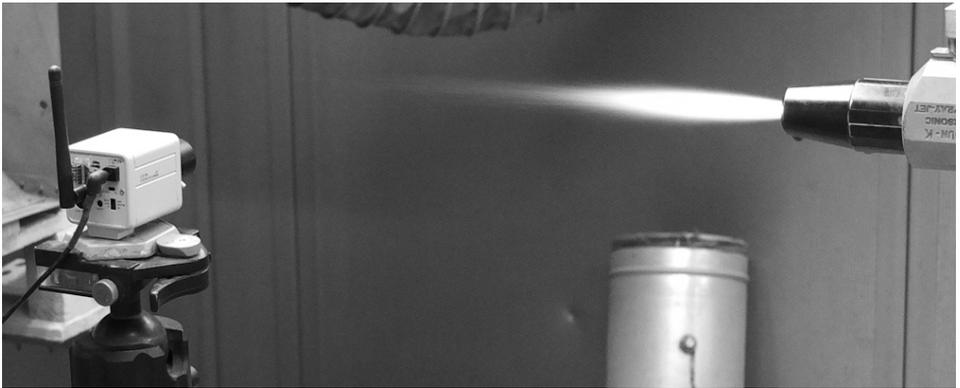


Abbildung 7.7: Kamerasystem bei der Messung am thermokinetischen Beschichtungsprozess.

Abbildung 7.8 zeigt die Software zur Visualisierung der Partikelgeschwindigkeiten während einer Messung. Jede Zeile der dargestellten Tabelle entspricht einem detektierten Objekt.



8 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurden bildgebende Verfahren zur zeitlich und örtlich aufgelösten Echtzeit-Messung von Partikelgeschwindigkeiten vorgeschlagen und hinsichtlich ihrer Performanz und Messunsicherheit untersucht. Hierzu erfolgte zunächst eine Beurteilung existierender Messverfahren hinsichtlich der Robustheit der Auswertelgorithmen gegenüber Störeinflüssen sowie hinsichtlich der Komplexität des Messaufbaus. Bei dieser Bewertung schnitten das Continuous Particle Image Velocimetry-Verfahren (Continuous-PIV) aufgrund der geringen Komplexität des Messaufbaus sowie das Classical Particle Image Velocimetry-Verfahren (Classical-PIV) aufgrund sehr robuster Auswertelgorithmen sehr gut ab. Daher waren beide Verfahren Gegenstand weiterer Untersuchungen und die Ausgangsbasis für das vorgeschlagene Echtzeit-Messverfahren.

Ein rechenaufwendiger Bestandteil der Classical-PIV-Auswertelgorithmen ist die Korrelation von Bilddaten, die häufig mittels Anwendung der Fast Fourier Transform (FFT) oder mittels Anwendung der Fermat Number Transform (FNT) berechnet werden. Zur Beschleunigung der Korrelation wurde die FNT zur Two's Complement Fermat Number Transform (TFNT) weiterentwickelt, die ausschließlich auf Zweierkomplement-Rechenoperationen basiert.

Eine Verifikation aller drei Transformationen für typische Classical-PIV-Anwendungszierarien ergab, dass die TFNT gegenüber der FFT eine Reduzierung des Rechenaufwandes um 24,7 Prozent erzielt und gegenüber einem etablierten, hochperformanten FNT-Ansatz eine Verbesserung des Rechenaufwandes um 14,1 Prozent erreicht. Auf Basis des Continuous-PIV- sowie des Classical-PIV-Verfahrens wurden folgende Auswertelgorithmen in Verbindung mit dem jeweils vorgeschlagenen Messverfahren realisiert:

Messverfahren mittels Sobel-Filter-basierten Auswertalgorithmen:

Das Sobel-Filter-basierte Verfahren kombiniert den Messaufbau des Continuous-PIV-Verfahrens mit den Auswertalgorithmen des Classical-PIV-Verfahrens. Hierzu werden die mit einem Messaufbau des Continuous-PIV-Verfahrens erzeugten Bildaufnahmen mit einem modifizierten Sobel-Filter [63] verarbeitet und anschließend von den Classical-PIV-Algorithmen ausgewertet. Der Ansatz vereint die Vorteile beider PIV-Verfahren, einen Messaufbau mit geringer Komplexität sowie Auswertalgorithmen mit hoher Robustheit, in einem Messverfahren.

Messverfahren mittels Connected-Component-Labeling-basierten Auswertalgorithmen:

Das Connected-Component-Labeling-(CCL)-basierte Verfahren zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten liest die Bilddaten einmalig zeilenweise als Datenstrom ein und verarbeitet diese online. Diese Verarbeitungsweise wird auch als Stream Processing bezeichnet. Auf diese Weise ist kein Zwischenspeicher zum Vorhalten der vollständigen Bilddaten erforderlich. Das Verfahren kann auf einer Hardwareplattform mit einer Speicherkapazität von wenigen Kilobyte implementiert werden.

Die Untersuchung der Messabweichung beider Messverfahren erfolgte mittels virtueller Messungen. Hierzu wurden die physikalischen Vorgänge bei der bildgebenden Messung an partikelbeladenen Strömungen modelliert und ein Software-Werkzeug für das Erzeugen von Bildern mit Partikelabbildungen implementiert. Die erzeugten Bilder dienten als Eingabedaten für die Auswertalgorithmen. Dies ermöglichte eine Untersuchung der Messunsicherheit der bildgebenden Messverfahren für beliebige, modellierte Partikelanordnungen mit folgendem Ergebnis:

Das Sobel-Filter-basierte Verfahren erzielt eine Messunsicherheit von weniger als einem Pixel und das CCL-basierte Verfahren erreicht eine Unsicherheit von weniger als zwei Pixeln. Zur Verifikation des Ressourcenbedarfs sowie der erzielbaren Messfrequenz wurden beide Messverfahren auf einem Field Programmable Gate Array (FPGA, Xilinx Virtex-5 SX50T-1) implementiert.

Eine Analyse der Implementierungen zeigte, dass das Sobel-Filter-basierte Verfahren 53 Prozent der Logik-Ressourcen und 88 Prozent des integrierten Speichers auf dem gewählten FPGA belegt. Demgegenüber benötigt das CCL-basierte Verfahren lediglich 10 Prozent der Logik-Ressourcen und 3 Prozent des integrierten Speichers. Eine Messung der Performanz ergab, dass das Sobel-Filter-basierte Verfahren 99 Messungen pro Sekunde und das CCL-basierte Verfahren 381 Messungen pro Sekunde erzielt. Aufgrund der hohen Messfrequenz und des geringen Ressourcenbedarfs wurde das CCL-basierte Verfahren für die Realisierung eines intelligenten Kamerasystems zur Echtzeit-Messung von Partikelgeschwindigkeiten ausgewählt. Das als Demonstrator realisierte, intelligente Kamerasystem besteht aus einem modularen Aufbau, das ein kostengünstiges Messsystem ermöglicht. Wesentliche Eigenschaften dieses intelligenten Kamerasystems sind die Kompaktheit, die Verarbeitung der Bilddaten unmittelbar am Bildsensor innerhalb des Gehäuses in Echtzeit, sowie die drahtlose Übertragung der Messergebnisse. Das System erreicht eine maximale Taktfrequenz von 140 MHz, wohingegen die Performanz vom verwendeten Bildsensor auf 60 Messungen pro Sekunde beschränkt wird. Der Demonstrator wurde erfolgreich zur Echtzeit-Messung von Partikelgeschwindigkeiten an den thermokinetischen Beschichtungsprozessen Elektrisches Drahtspritzen sowie Atmosphärisches Plasmaspritzen eingesetzt.

9 Anhang

Technische Daten des Demonstrators eines intelligenten Kamerasystems zur Messung von Partikelgeschwindigkeiten

Im Folgenden werden die technischen Daten des Demonstrators aufgelistet, welcher in Kapitel 7 beschrieben wurde.

9.1 Bildsensor

Es wird das Modell MT9V034 der Firma Aptina Imaging Corporation mit den folgenden Eigenschaften verwendet:

Technologie: CMOS

Durchmesser: 1/3 Zoll

Maximale Auflösung: 752 x 480 Pixel, monochrom

Pixelgröße: 6 μm x 6 μm

Verschlusstyp: Global Shutter

Maximale Taktfrequenz: 25 MHz

Maximale Bildfrequenz: 60 Hertz bei maximaler Auflösung

Minimale Belichtungszeit: 10,4 μs

Betriebsspannungen:

Interne Logik und I/O Pins: 3,3 Volt (digitale Komponenten)

Photodioden: 3,3 Volt (analoge Komponenten)

Analog-Digital-Wandler: 3,3 Volt (analoge Komponenten)

Datenübertragung:

Übertragung der Bilddaten: 10 Bit Datenbus

Konfiguration: Inter-Integrated Circuit [82]

9.2 FPGA

Es wird das Modell Spartan-6 XC6SLX9 der Firma Xilinx Inc. mit den folgenden Eigenschaften verwendet:

Betriebsspannungen:

Interne Logik: 1,2 Volt

I/O Pins: 3,3 Volt

General-purpose I/O Pins: 102

Die I/O Pins werden für den Anschluss der Signalleitungen zum Bildsensor, SDRAM und zum Bluetooth-Modul genutzt.

Konfiguration des FPGA: Joint Test Action Group (JTAG) [83]

9.3 SDRAM

Es wird das Modell MT48LC16M16A2 der Firma Micron Technology Inc. mit den folgenden Eigenschaften verwendet:

Größe: 32 MBit

Maximale Taktfrequenz: 167 MHz

Datenbus: 16 Bit

Adressbus: 13 Bit

9.4 Bluetooth

Für die Bluetooth-Verbindung kommt ein zugekauftes Modul vom Typ BTM-222 der Firma Rayson mit den folgenden Eigenschaften zum Einsatz:

Betriebsspannung: 3,3 Volt

Datenübertragung: Universal Asynchronous Receiver Transmitter [5]

Das Modul wird am hinteren Gehäusedeckel befestigt und die Kabelverbindungen des Moduls werden direkt an das FPGA-PCB angeschlossen.

9.5 Gehäuse

Als mechanische Plattform für den Demonstrator dient das Gehäuse einer analogen Kamera. Es besteht aus einem symmetrischen Vierkantrohr mit einer Kantenlänge von 45 mm und zwei Abschlussplatten. Die detaillierten Maße sind in Abbildung 9.1 dargestellt: Ausgehend von einer Wanddicke von 1 mm wird das Außenmaß der PCBs auf 42 mm x 42 mm festgelegt. Mit Steckverbindern, die einen PCB-zu-PCB Abstand von 6 mm bieten, ist es möglich, bis zu 7 Platinen in diesem Gehäuse unterzubringen.

An der Frontplatte befindet sich ein Anschluss für C-Mount-Objektive. Mit einem Adapterring können auch F-Mount-Objektive verwendet werden.

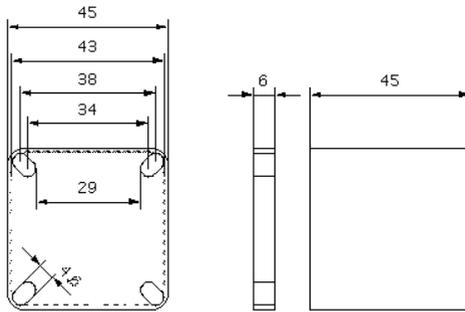


Abbildung 9.1: Maße des Demonstrator-Gehäuses, Angaben in mm.

10 Literaturverzeichnis

- [1] Adrian R.J.; Yao, C.S.: Pulsed laser technique application to liquid and gaseous flows and the scattering power of seed materials. *Applied Optics*, Vol. 24, Nr. 1, S. 44-52, 1985.
- [2] Agarwal, K. P.; Arge, L.; Yi, K.: I/O-efficient batched union-find and its applications to terrain analysis. *ACM Transactions on Algorithms (TALG)*, Volume 7, Nr. 1, 2010.
- [3] Albrecht, H-E; et al.: *Laser Doppler and Phase Doppler Measurement Techniques*. Springer, 2003.
- [4] Arfken, G.: Convolution Theorem. §15.5 in *Mathematical Methods for Physicists*, 3rd ed. Orlando, FL: Academic Press, S. 810-814, 1985.
- [5] Axelson, J.: *Serial Port Complete: COM Ports, USB Virtual COM Ports, and Ports for Embedded Systems*. Lakeview Research, 2007.
- [6] Bach, F.-W.; Möhwald, K.; Wenz T.: *Moderne Beschichtungsverfahren*. Wiley-VCH, ISBN 978-3527309771, 2004.
- [7] Bach, F.W., et al.: Particle image velocimetry in thermal spraying. *Materials Science and Engineering A*, Vol. 383, Nr. 1, S. 146-152, 2004.
- [8] Bader, D.A.; Agarwal, V.; Madduri, K.: On the Design and Analysis of Irregular Algorithms on the Cell Processor: A case study on list ranking. 21th IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium (IPDPS), Long Beach, CA, 2007.
- [9] Baldassarre, A.; De Lucia, M.; Nesi, P.; Rossi, F.: A Vision-Based Particle Tracking Velocimetry. In: *Real-Time Imaging* 7, Nr. 2, S. 145-158, 2001.

- [10] Benaissa, M.: Diminished-1 multiplier for a fast convolver and correlator using the Fermat number transform. *Electronic Circuits and Systems, IEE Proceedings G*, Vol. 135, Nr. 5, S. 187-193, 1988.
- [11] Benkrid, K.; Benkrid, A.: Efficient FPGA Hardware Development: A Multi-Language Approach. *Journal of Systems Architecture*, Nr. 53(4), S. 184-209, 2007.
- [12] Bochard, N.; Aubert, A.; Fresse, V.: An Adaptive and Predictive Architecture for Parameterised PIV Algorithms. *Proceedings IEEE International Conference on Field Programmable Technology*, S. 241-244, 2006.
- [13] Boreman, G.D.: *Modulation Transfer Function in Optical and Electro-Optical Systems*. Bellingham: SPIE Press, 2001.
- [14] Bracewell, R.: *Pentagram Notation for Cross Correlation, The Fourier Transform and Its Applications*. New York: McGraw-Hill, S. 46 und 243, 1965.
- [15] Buchmann, M.; Gadow, R.: High Speed Circular Microhole Milling Method for the Determination of Residual Stresses in Coatings and Composites. *Ceramic Engineering and Science Proceedings 21*, S. 109 - 116, 2000.
- [16] Burns, P.D.: *Spatial Frequency Response Analysis*. Williamson: Image Science Associates, 2009.
- [17] Burns P.D.; Williams, D.: Sampling efficiency in digital camera performance standards. *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series*, Vol. 6808, 2008.
- [18] Burrus, C.S.: Unscrambling for fast DFT algorithms. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1988.
- [19] Canny, J.: A Computational Approach To Edge Detection. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6), S. 679-698, 1986.
- [20] Chan, K.Y.; Stich, D.; Voth, G.A.: Real-Time Image Compression for High-Speed Particle Tracking. *Review of Scient. Instruments* 78, Nr. 2, S. 023704-023704-5, 2007.

- [21] Chang, W.H.; Nguyen, T.Q.: On the Fixed-Point Accuracy Analysis of FFT Algorithms. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 56, Nr. 10, 2008.
- [22] Cover T.M.; Hart, P.E.: Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory* 13 (1), S. 21-27, 1967.
- [23] Cowen, E.A.; Monismith S. G.: A Hybrid Digital Particle Tracking Velocimetry Technique. *Experiments in Fluids* 22, Nr. 3, S. 199-211, 1997.
- [24] Davis, J. R.: *Handbook of Thermal Spray Technology*. ASM International, 2004.
- [25] Davis, J.M.; Disimile P.J.: Effect of Measurement Volume Size on Phase Doppler Anemometer Measurements of Glass Microspheres. 15th Halon Options Technical Working Conference, Albuquerque, 2005. .
- [26] Deen, N.G; Hjertager; B.H.; Solberg, T: Comparison of PIV and LDA Measurement Methods Applied to the Gas-Liquid Flow in a Bubble Column. 10th Int. Symp. on Appl. of Laser Techniques to Fluid Mech., Lisbon, Portugal, 2000.
- [27] Deutsches Institut für Normung e.V., Berlin: DIN 1319. DIN-Hist - DIN-Datenbank historischer Dokumente, CD-ROM, Beuth-Verlag, 2007.
- [28] Deutsches Institut für Normung e.V., Berlin: DIN 55 350-13, 07.87, Nr. 2.11319. DIN-Hist - DIN-Datenbank historischer Dokumente, CD-ROM, Beuth-Verlag, 2007.
- [29] Deutsches Institut für Normung e.V., Berlin: *Normen für das Thermische Spritzen*. Beuth Verlag Berlin, 1995.
- [30] Draper, N.R., Smith, H.: *Applied Regression Analysis*. Wiley, New York, 1998.
- [31] Duda, R. O.; Hart, P. E.: Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures. *Communications ACM*, Vol. 15, Nr. 1, S. 11-15, 1972.

- [32] Elsinga, E.; et al.: Tomographic 3D-PIV and Applications. Topics in Applied Physics, Springer, 2008.
- [33] Fauchais, P.; Vardelle A.; Doussoubs B.: Quo Vadis Thermal Spraying. Journal of Thermal Spray Technology, Vol. 10 (1), 2001.
- [34] Fowers, J.; et al.: A performance and energy comparison of FPGAs, GPUs, and multicores for sliding-window applications. FPGA 12 Proceedings of the ACM/SIGDA international symposium on Field Programmable Gate Arrays, S. 47-56, 2012.
- [35] Fresse, V., Bochar, N. Aubert, A.: System on Chip FPGA Designs of a Parameterized Particle Image Velocimetry Algorithm. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Island of Kos, 2006.
- [36] Frigo, M.; Johnson, S.G.: The Design and Implementation of FFTW3. Proceedings of the IEEE, Vol. 93, Nr. 2, S. 216-231, 2005.
- [37] Gautama, S.; Goeman, W.; D Haeyer, J.: Robust detection of road junctions in VHR images using an improved ridge detector. Proceedings of ISPRS Congress, Istanbul, 2004.
- [38] Gray, C.; et al.: High-speed PIV using high-frequency diode-pumped solid state laser and multi-frame CCD. Instrumentation in Aerospace Simulation Facilities, 19th International Congress on ICIASF 2001, Cleveland, S.135-139, 2001.
- [39] Gregoire, M.; Shaikh, M. Z.; Bringewat, T.; Rockstroh, L.; Simon, S.: GPU-Assisted FDTD Computation of Electromagnetic Scattering. Workshop Nanoparticles, nano structures and near field computation, Bremen, 2010.
- [40] Heimann, R.B.: Plasma Spray Coating, Principles and Applications. 2. Auflage, Wiley-VCH, ISBN 978-3-527-32050-9, 2008.
- [41] Hephaestus Books: Articles on SDRAM. Hephaestus Books, 2011.

- [42] Huang, H.; Dabiri, D.; Gharib, M.: On errors of digital particle image velocimetry. *Measurement Science and Technology*, Vol. 8, Nr. 12, S. 1427-1440, 1997.
- [43] ISO 12233:2000, Photography - Electronic still-picture cameras - Resolution measurements. ISO, Geneva, Switzerland, 2000.
- [44] Jaehne, B.: *Digitale Bildverarbeitung*. Springer, 2002.
- [45] JEDEC Solid State Technology Association: Synchronous Dynamic Random Access Memory (SDRAM). <http://www.jedec.org>, 1994.
- [46] Johnston, C.T.; Bailey, D. G.: FPGA implementation of a single pass connected components algorithm. *Proc. 4th IEEE Int. Symp. Electronic Design, Test and Applications DELTA 2008*, S. 228-231, 2008.
- [47] Joint Committee for Guides in Metrology: International vocabulary of metrology - Basic and general concepts and associated terms (VIM), 2008.
- [48] Kapur, J.N.: A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, Vol. 29, Nr. 3, S. 273-285, 1985.
- [49] Kenneth H. Rosen: *Elementary Number Theory and Its Applications*. 3rd edition, Addison-Wesley, 1993.
- [50] Killinger, A.: Funktionskeramische Schichten durch thermokinetische Beschichtungsverfahren. *Forschungsberichte des Institutes für Fertigungstechnologie keramischer Bauteile (IFKB)*, Shaker, ISBN 978-3-8322-8322-9/394-9, 2010.
- [51] Kraig Mitzner: *Complete PCB Design Using OrCAD Capture and Editor*. Newnes, 2009.
- [52] Krantz, S.G.: *Handbook of Complex Variables*. European Signal Processing Conference, Birkhaeuser Boston, 1999.

- [53] Kumara, W.A.S.; Elseth, G.; Halvorsen, B.M.; Melaaen, M.C.: Comparison of Particle Image Velocimetry and Laser Doppler Anemometry measurement methods applied to the oil-water flow in horizontal pipe. *Flow Measurement and Instrumentation* 21, S. 105-117, 2010.
- [54] La Vision: FlowMaster PIV. <http://www.lavision.de>, 2011.
- [55] Landes D.; Streibel, T.V.; Zierhut, J.: Particle Flux Imaging (PFI) and Particle Shape imaging (PSI) - Two Innovative Diagnostics for Thermal Coating. *International Thermal Spray Conference and Exposition, Essen, 2002*.
- [56] Leeser, M; Miller, S.; Yu, H.: Smart Camera Based on Reconfigurable Hardware Enables Diverse Real-time Applications. *Proceedings 12th Annual IEEE Symposium on Field-Programmable Custom Computing Machines*, S. 147-155, 2004.
- [57] Lefeure, T.; Rockstroh, L.; Klaiber, M.; Fortier, N.; Simon, S.: Relaxation of particle image velocimetry based on single autocorrelation of filtered motion blurring. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, S. 1329-1332, 2012.
- [58] Leibowitz, L.: A simplified binary arithmetic for the Fermat number transform. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 24, Nr. 5, S. 356-359, 1976.
- [59] Li, D.; Zhang, Y.; Sun, Y.; Yan, W.: A Multi-Frame Particle Tracking Algorithm Robust Against Input Noise. *Measurement Science and Technology* 19, Nr. 10, 2008.
- [60] Li, H.; Lavin, M.A.: Fast Hough Transform: A Hierarchical Approach. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 36, S. 139-161, 1986.
- [61] Lindeberg, T.: Edge Detection and Ridge Detection with Automatic Scale Selection. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 30, Nr. 2, 1998.
- [62] Lindeberg, T.: Scale-Space for Discrete Signals. *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, Nr. 3, S. 234-254, 1990.

- [63] Lopez, A.M.; et al.: Evaluation of methods for ridge and valley detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, Nr. 4, S. 327-335, 1999.
- [64] Loui, R.: In Praise of Scripting: Real Programming Pragmatism. *IEEE Computer*, Vol. 41, Nr. 7, 2008.
- [65] Lowe, K. T.; Simpson, R. L.: An Advanced Laser-Doppler Velocimeter for Full-Vector Particle Position and Velocity Measurements. *Measurement Science & Technology* 20, Nr. 4, 2009.
- [66] Lüthi, B.; Tsinober, A.; Kinzelbach, W.: Lagrangian Measurement of Vorticity Dynamics in Turbulent Flow. *Journal of Fluid Mechanics* 528, S. 87-118, 2005.
- [67] Lugscheider, E.: *Handbuch der thermischen Spritztechnik*. DVS Verlag Düsseldorf, ISBN 3-87155-186-4, 2002.
- [68] Ma, N.; Bailey, D.G.: Optimised single pass connected components analysis. *International Conference on ICECE Technology 2008, FPT 2008*, S. 185-192, 2008.
- [69] Masuda, N., Ito, T.: Special Purpose Computer for Digital Holographic Particle Tracking Velocimetry. *Optics Express* 14, Nr. 2, S. 587-592, 2006.
- [70] McConnell, J.J.: *Computer Graphics: Theory Into Practice*. Jones and Bartlett Pub, 2005.
- [71] Montrose, M.I.: *Printed Circuit Board Design Techniques for EMC Compliance: A Handbook for Designers*. Wiley-IEEE Press, 2000.
- [72] Nakamura, J.: *Image Sensors and Signal Processing for Digital Still Cameras*. CRC Press, 2005.
- [73] Nobach, H.; Bodenschatz, E.: Limitations of accuracy in PIV due to individual variations of particle image intensities. *Experiments in Fluids*, Vol. 47, Nr. 1, S. 27-38, 2009.

- [74] Nobach, H.; Damaschke, N.; Tropea, C.: Präzise Subpixel-Interpolation für die PIV/PTV-Bildanalyse. Tagungsband 11, Symposium Maritime Elektrotechnik, Elektronik und Informationstechnik, Universität Rostock, Juni 2004.
- [75] Nobach, H.; Honkanen, M.: Two-dimensional Gaussian regression for sub-pixel displacement estimation in particle image velocimetry or particle position estimation in particle tracking velocimetry. *Experiments in Fluids*, Vol. 38., Nr. 4, S. 511-515, 2005.
- [76] Noble, J.A.: Morphological Feature Detection. Second International Conference on Computer Vision, Tampa, Florida, 1988.
- [77] Open-Source tool OpenPIV. <http://www.openpiv.net>, Version 0.1, 2009.
- [78] OpenGL Spezifikation. <http://www.opengl.org>, Version 3.2, 2009.
- [79] Oseir Ltd: SprayWatch-2i Manual. S. 41, 2003.
- [80] Ouellette, N.; Xu, H.; Bodenschatz, E.: A Quantitative Study of Three-Dimensional Lagrangian Particle Tracking Algorithms. *Experiments in Fluids*, Vol. 40, Nr. 2, S. 301-313, 2006.
- [81] Papoulis, A.: The Fourier Integral and Its Applications. McGraw-Hill, S. 244-245, 252-253, New York, 1962.
- [82] Paret, D.: The IC Bus: From Theory to Practice. John Wiley & Sons, 1997.
- [83] Parker, K.P.: The Boundary-Scan Handbook. Springer, 2003.
- [84] Pawlowski, L.: The Science and Engineering of Thermal Spray Coatings. John Wiley and sons, Chichester, 1995.
- [85] Pust, O.: PIV: Direct Cross-Correlation compared with FFT-based Cross-Correlation. Proceedings of the 10th International Symposium on Applications of Laser Techniques to Fluid Mechanics, 2000.
- [86] Raffel, M.; Willert, C.; Wereley, S., Kompenhans, J.: Particle Image Velocimetry: A Practical Guide. 2. Aufl., Springer-Verlag, Heidelberg, 2007.

- [87] Ranganathan, N.; et al.: A VLSI architecture for a half-edge-based corner detector. *Machine Vision and Applications*, Vol. 4, Nr. 3, S. 165-181, 1991.
- [88] Rockstroh, L.; Hillebrand, J.; Shaikh, M.; Röck, S.; Killinger, A.; Verl, A.; Simon, S.; Gadow, R.: Error Analysis of Image-based Measuring Methods in Thermal Spraying Processes: A Simulation-Driven Approach. *International Thermal Spray Conference 2010 (ITSC)*, 2010.
- [89] Rockstroh, L.; Klaiber, M.; Simon, S.: Correlation and convolution of image data using fermat number transform based on two's complement. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, S. 1637-1640, 2012.
- [90] Rockstroh, L.; Lefeure, T.; Wahl, S.; Fortier, N.; Simon, S.: Simultaneous characterization of particle velocities and sizes based on autocorrelation of filtered motion blurring 24th European conference Liquid Atomization and Spray Systems, ISBN 978-989-20-2409-7, S.195, 2011.
- [91] Rockstroh, L.; Li, W.; Hillebrand, J.; Wroblewski, M.; Simon, S.; Gadow, R.: Hardware-Accelerated Measurement of Particle Velocities in Thermal Spray Processes. *43rd CIRP International Conference on Manufacturing Systems 2010 (CIRP ICMS)*, 2010.
- [92] Rockstroh, L.; Wahl, S.; Wang, Z.; Werner, P.; Simon S.: An Image Filter Technique to Relax Particle Image Velocimetry. *19th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2011)*, EURASIP ISSN 2076-1465, S. 283-287, 2011.
- [93] Rockstroh, L.; Wahl, S.; Werner, P.; Wang, Z.; Simon. S.; Gadow, R.: Accuracy of 2D particle image velocimetry measurements in thermal spraying processes. *International Thermal Spray Conference 2011 (ITSC)*, ASM International, DVS-Berichte Vol. 276, ISBN 978-3-87155-268-7, S. 1404-1410, 2011.
- [94] Rockstroh, L.; Wahl, S.; Wroblewski, M.; Patzelt, S.; Tausendfreund, A.; Goch, G.; Simon, S.: Messung von Partikelgeschwindigkeiten in Fertigungs-

prozessen unter Berücksichtigung der Abbildungseigenschaften des eingesetzten Kamerasystems. Expertenforum Bildverarbeitung VDI, KIT Scientific Publishing, ISBN 978-3-86644 -578-9, S. 229-240, 2010.

- [95] Roesgen, T.: Optimal subpixel interpolation in particle image velocimetry. *Experiments in Fluids* 35, S. 252-256, 2003.
- [96] Ronneberger, O., et. al: Advanced evaluation algorithms for standard and dual plane particle image velocimetry. 9th international symposium on applications of laser techniques, 1998.
- [97] Rosten E.; Porter, R.; Drummond, T.: FASTER and better: A machine learning approach to corner detection. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 32, Nr. 1, S. 105-119, 2010.
- [98] Samet H.; Tamminen M.: Efficient Component Labeling of Images of Arbitrary Dimension Represented by Linear Bintreees. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 10, 1988.
- [99] Scarano, F.: Iterative image deformation methods in PIV. *Measurement Science and Technology* 13, S. R1-R19, 2002.
- [100] Schmitt, R.; Koerfer, F.; Sawodny, O.; Zimmermann, J.; Krüger-Sehm, R.; Xu, M.; Dziomba, T.; Koenders, L.; Goch, G.; Tausendfreund, A.; Patzelt, S.; Simon, S.; Rockstroh, L.; Bellon, C.; Staude, A.; Woias, P.; Goldschmidt-böing, F.; Rabold, M.: *Virtuelle Messgeräte - Eine Definition*. *tm - Technisches Messen* 75, Nr. 5, S. 299-310, 2008.
- [101] Sedgewick, R.; Wayne, K.: *Algorithms*. Addison-Wesley Professional, ISBN-13: 978-0321573513, 2011.
- [102] Sezgin, M.; Sankur, B.: Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic Imaging* 13(1), S. 146-165, 2004.
- [103] Shi J.; Tomasi, C.: *Good Features to Track*. 9th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Springer, 1994.

- [104] Sipser, M.: Introduction to the Theory of Computation. Cengage Learning Emea, 2005.
- [105] Standard emva 1288 3.0. <http://www.emva.org>, abgerufen am 28.02.2011.
- [106] Stanislas, M.; et al.: Main results of the third international PIV Challenge. Experiments in Fluids, Vol. 45, Nr. 1, S. 27-71, 2008.
- [107] Stiegler, N.: Biokeramische Schichten auf Implantaten durch thermokinetische Beschichtungsverfahren. Forschungsberichte des Instituts für Fertigungstechnologie keramischer Bauteile (IFKB), Shaker, ISBN 978-3-8440-1479-2, 2012.
- [108] Tecnar: Accuraspray User's manual rev. 2. <http://www.tecnar.com>, 2012.
- [109] Tecnar: DPV 2000 calculation principles. <http://www.tecnar.com>, 2012.
- [110] Teixeira, J.; et al.: An optimized label-broadcast parallel algorithm for connected components labeling. Programmable Logic Conference (SPL), 2010 VI Southern, S. 99-104, 2010.
- [111] Tewes, J; et al.: Investigation and comparison of particle parameters determined with SprayWatch and LDA (Laser Doppler Anemometry) during the Cold Gas Spraying Process. International Thermal Spray Conference, Hamburg, 2011.
- [112] Thielicke, W.; Stamhuis, E.J.: PIVlab - A time-resolved digital particle image velocimetry tool for matlab. <http://PIVlab.blogspot.com>, abgerufen am 28.02.2012.
- [113] Thornberg, B.; Lawal, N.: Real-time component labelling and feature extraction on fpga. Proc. Int. Symp. Signals, Circuits and Systems ISSCS 2009, S. 1-4, 2009.
- [114] Unger, J.: Einführung in die Regelungstechnik: Grundlagen mit Anwendungen aus Ingenieur- und Wirtschaftswissenschaften. Vieweg+Teubner, 2004.

- [115] Vukasinovic, B.; Smith, M.; Glezer, A.: Spray Characterization During Vibration-Induced Drop Atomization. *Physics of Fluids* 16, Nr. 2, S. 306-316, 2004.
- [116] Westerweel, J., et. al.: The effect of a discrete window offset on the accuracy of cross-correlation analysis of digital PIV recordings. *Experiments in Fluids* 23, S. 20-28, 1997.
- [117] Westerwell, J.: Fundamentals of digital particle image velocimetry. 9th international symposium on applications of laser techniques to fluid mechanics, Lissabon, 1998.
- [118] Wheeler, H.A.: Transmission-line properties of a strip on a dielectric sheet on a plane. *IEEE Tran. Microwave Theory Tech.*, Vol. MTT-25, S. 631-647, 1977.
- [119] Willert, C.; Stockhausen, G.; Voges, M.; et al.: Selected Applications of Planar Imaging Velocimetry in Combustion Test Facilities. In: Schröder, A; Willert, C. (Hrsg.): *Topics in Applied Physics*. Springer-Verlag, Heidelberg, 2008.
- [120] Willert, C.E.; Gharib, M.: Digital particle image velocimetry. *Experiments in Fluids* 10, S. 181-193, 1991.
- [121] Winograd, S.: On computing the discrete Fourier transform. *Math. Computation*, Vol. 32, S. 175-199, 1978.
- [122] Xilinx, Inc.: *LogiCore IP Fast Fourier Transform v7.1. Documentation DS260*, 2011.
- [123] Xilinx Inc.: *Spartan-6 Family Overview. V2.0*, 2011.
- [124] Xilinx Inc.: *Spartan-6 FPGA Block RAM Resources. V1.5*, 2011.
- [125] Xilinx Inc.: *Spartan-6 FPGA DSP48A1 Slice. V1.1*, 2009.
- [126] Xilinx Inc.: *Spartan-6 FPGA Packaging and Pinouts. V2.2*, 2011.
- [127] Xilinx Inc.: *System Generator for DSP. S. 418*, 2009.

- [128] Xilinx Inc.: Virtex-5 FPGA Packaging and Pinout Specification. V4.8.1, 2012.
- [129] Young, C.N.; Johnson, D.A.; Weckman, E.J.: A Model-Based Validation Framework for PIV and PTV. *Experiments in Fluids* 36, Nr. 1, S. 23-35, 2004.
- [130] Yu, H.; Leeser, M.; Tadmor, G., Siegel, S.: Real-Time Particle Image Velocimetry for Feedback Loops Using FPGA Implementation. 43rd AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, Reno, Nevada, 2005.
- [131] Zimmermann, S.; et al.: Ausgewählte diagnostische Verfahren für den Plasmaspritzprozess. GTS/DVS, Thermal Spray Bulletin 2, 2008.
- [132] Zimmermann, S.; Landes, K.D.: PSI: An Innovative Method to Determine and to Classify Particles During the Thermal Spray Process. International Thermal Spray Conference and Exposition, Maastricht, 2008.
- [133] Zwillinger, D.: CRC Standard Mathematical Tables and Formulae. 31st Edition, Chapman and Hall/CRC, 2002.

Lebenslauf

Persönliche Daten

Name: Lars Carsten Rockstroh
Geburtsdatum: 10. Juni 1982
Geburtsort: Zwickau

Schulbildung

1994-2001 Käthe-Kollwitz-Gymnasium in Zwickau
Abschluss: Allgemeine Hochschulreife

Studium

2001-2007 Informatikstudium an der Technischen Universität
Chemnitz, Abschluss: Dipl.-Inf.
2008-2013 Promotionsstudium an der Universität Stuttgart,
Graduate School of Excellence advanced
Manufacturing Engineering, Abschluss: Dr.-Ing.