

Reduktion räumlicher und zeitlicher Mehrdeutigkeiten bei der Lagrange'schen Strömungsanalyse unter Verwendung farbiger Tracer

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades

**Doktoringenieur
(Dr.-Ing.)**

von Dipl.-Ing. Christian Bendicks
geb. am 01.12.1977 in Burg

genehmigt durch die Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik
der Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg

Gutachter:

Prof. Dr.-Ing. Bernd Michaelis

Prof. Dr.-Ing. Dominique Thévenin

Prof. Dr.-Ing. Rudolf Mester

Promotionskolloquium am 29.11.2011

Zusammenfassung

Moderne Messmethoden der Bildverarbeitung haben eine große Bedeutung für viele experimentelle Untersuchungen. Die vorliegende Dissertationsschrift beschreibt eine Erweiterung der Particle Tracking Velocimetry Methode (PTV), die Lagrange'sche Untersuchungen zur Geschwindigkeit in Luftströmungen erlaubt. Der auf dem Einsatz farbiger Tracer basierende Ansatz erleichtert die spatio-temporale Zuordnung von Partikelpositionen durch Reduktion von Mehrdeutigkeiten bei hoher Konzentration, welche besonders zur Vermessung kleinskaliger Strömungsstrukturen nötig ist (z.B. Wirbel mit einem Durchmesser von wenigen mm). Aufgrund der Forderung, der Luftströmung folgen zu können, werden Partikel zwischen 20 und 70 μm verwendet. Somit beträgt eine Partikelabbildung auf dem Bayer-Sensor der verwendeten Farbkameras nur wenige Pixel, was eine Rekonstruktion der Partikelfarbe über ein Bayer-Demosaicing beeinträchtigt. Es werden daher mehrere Klassifikatoren untersucht, die mit Hilfe geeigneter Merkmale direkt auf den Bayer-Rohdaten arbeiten. Die Klassifizierung der Partikel auf Grundlage ihrer Farbe wird als wesentlicher Bestandteil in einen klassischen 3D-PTV-Algorithmus integriert.

Abstract

Modern measuring methods of image processing are very important for many experimental studies. This thesis describes an extension of the particle tracking velocimetry method allowing Lagrangian studies of air flows. The approach based on the application of colored tracers simplifies the assignment of particle locations in space and time by reducing the number of ambiguities when applying a high number density of tracers which is needed to resolve small flow structures. Because of the requirement to be able to follow the air flow, particles between 20 and 70 μm are used. Thus, a particle projection on the Bayer sensor just takes a few pixels, which affects the reconstruction of the particle color by Bayer Demosaicing. Therefore, several classifiers are studied that work directly with the aid of suitable features on Bayer raw data. The classification of particles based on their color is integrated as an essential component in a classic 3D-PTV algorithm.

Vorwort

Die vorliegende Dissertationsschrift entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Elektronik, Signalverarbeitung und Kommunikationstechnik (IESK) der Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg. Hintergrund der Arbeit war die Bearbeitung eines Gemeinschaftsprojekts zusammen mit dem Institut für Strömungstechnik und Thermodynamik (ISUT). Dieses trug den Titel „Vermessung von Profilablösungen mittels verbesserter Particle Tracking Velocimetry (PTV) durch Verwendung von farbigen Tracerpartikeln und weiterentwickelten Prädiktionsmethoden“, welches durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) im Rahmen des Schwerpunktprogramms 1147 „Bildgebende Messverfahren für die Strömungsanalyse“ gefördert wurde.

An dieser Stelle möchte ich mich bei Prof. Dr.-Ing. habil. Bernd Michaelis bedanken für die stets freundliche Unterstützung, seine wertvollen Anregungen und Hinweise und für seine Rolle als treibende Kraft zur Fertigstellung der Arbeit. Ich bedanke mich bei Prof. Dr.-Ing. habil. Dominique Thévenin und seinen Mitarbeitern vom ISUT für die wunderbare Zusammenarbeit in Bezug auf die Veröffentlichung gemeinsamer Artikel sowie der Beantwortung von Fragen zu strömungstechnischen Sachverhalten.

Bei Prof. Dr.-Ing. Rudolf Mester bedanke ich mich recht herzlich für die Bereitschaft zur Begutachtung dieser Arbeit.

Ich bedanke mich bei allen Kollegen und Kolleginnen des IESK für viele gute Ratschläge und der Hilfe hinsichtlich der Erledigung kleinerer bürokratischer Angelegenheiten, vor allem natürlich für das sehr angenehme Arbeitsklima. Ich danke den Mitarbeitern der Institutswerkstatt für die Umsetzung verschiedener Versuchsaufbauten. Mein ganz besonderer Dank gilt meinem Freund und Zimmerkollegen Dr.-Ing. Robert Niese für die vielen wertvollen Tipps, die mir in vielerlei Hinsicht sehr geholfen haben.

Diese Arbeit widme ich meinem Großvater Walter Reinhardt.

Schriftliche Erklärung

Ich erkläre hiermit, daß ich die vorliegende Arbeit ohne unzulässige Hilfe Dritter und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe; die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Gedanken sind als solche kenntlich gemacht.

Insbesondere habe ich nicht die Hilfe einer kommerziellen Promotionsberatung in Anspruch genommen. Dritte haben von mir weder unmittelbar noch mittelbar geldwerte Leistungen für Arbeiten erhalten, die im Zusammenhang mit dem Inhalt der vorgelegten Dissertation stehen.

Die Arbeit wurde bisher weder im Inland noch im Ausland in gleicher oder ähnlicher Form als Dissertation eingereicht und ist als Ganzes auch noch nicht veröffentlicht.

Magdeburg, 28.02.2011

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	1
1.2	Zielstellung und Aufbau der Arbeit	4
2	Stand der Technik	7
2.1	Methoden der Strömungsmesstechnik	7
2.1.1	Punktmessverfahren	7
2.1.2	Feldmessverfahren	8
2.2	Particle Tracking Velocimetry	12
2.3	Prinzipieller Ablauf der PTV am Beispiel eines 3-Kamerasystems	15
2.3.1	Kalibrierung	15
2.3.2	Bildanalyse	17
2.3.3	Mehrbildzuordnung	18
2.3.4	Tracking	20
3	Verbesserung der PTV durch Einteilung in identifizierbare Partikelgruppen	25
3.1	Reduzierung von Mehrdeutigkeiten bei der Mehrbildzuordnung	25
3.2	Vorteile bei der zeitlichen Zuordnung	27
3.3	Schlussfolgerungen für den Einsatz farbiger Tracer	29
4	Versuchsaufbau	31
4.1	Wahl der Partikel	31
4.2	Kameras und Beleuchtung	32
4.2.1	Optische Grenzen	33
4.3	Der Windkanal	36

5	Grundlagen bezüglich des erweiterten PTV-Ansatzes	39
5.1	Rekonstruktion der Farbinformation aus Bayer-Sensordaten	39
5.1.1	Methode des Nächsten Nachbarn	40
5.1.2	Bilineare Interpolation	41
5.1.3	High Quality Linear Interpolation	42
5.1.4	Qualitativer Vergleich der Demosaicing-Methoden	43
5.1.5	Bemerkungen zum Demosaicing	44
5.1.6	Auswirkungen des Demosaicing auf Partikelabbildungen	44
5.2	Auswirkungen des Demosaicings auf die Bestimmung der Partikelzentren . . .	49
5.3	Verfahren zur Klassifizierung der Partikelgruppen	51
5.3.1	Klassifikator: k-Nearest Neighbor	51
5.3.2	Klassifikator: Neuronales Netz	52
5.3.3	Klassifikator: Support Vector Machine	54
6	Beschreibung der vorgeschlagenen Messmethodik mit farbigen Tracern	61
6.1	Kalibrierung	62
6.1.1	Überführung der Weltkoordinaten in Kamerakoordinaten	63
6.1.2	Projektion auf die kameraseitige Glasebene	63
6.1.3	Projektion auf die Sensorebene	67
6.1.4	Berücksichtigung der Objektivverzeichnung	67
6.1.5	Überführung in Bildkoordinaten	68
6.1.6	Erweiterte Kollinearitätsgleichungen	68
6.1.7	Test des Kameramodells	68
6.2	Konvertierung	71
6.3	Bildanalyse	72
6.3.1	Bildverbesserung	72
6.3.2	Subpixelgenaue Bestimmung der 2D-Partikelzentren	74
6.4	Klassifizierung	76
6.4.1	Ergebnisse verschiedener Klassifizierer	81
6.5	Mehrbildzuordnung	82
6.6	Tracking - Die Rekonstruktion der Partikelbahnen	84
7	Ergebnisse zur Trajektorienmessung	89
7.1	Untersuchungen zur Farbhomogenität innerhalb der Trajektorien	89
7.1.1	Konfiguration 1	89

7.1.2	Konfiguration 2	91
7.1.3	Konfiguration 3	93
7.2	Visualisierung und Diskussion	94
7.2.1	Konfiguration 1	95
7.2.2	Konfiguration 2	97
7.2.3	Konfiguration 3	99
8	Zusammenfassung und Ausblick	103
A	Strömungsmechanische Voruntersuchungen zur Eignung farbiger Tracer	109
A.1	Numerische Strömungssimulation bezüglich der verwendeten Strömungsapplikationen	110
A.2	Partikel und ihr Folgevermögen	112
A.2.1	Die Archimedes-Zahl	113
A.2.2	Die Stokes-Zahl	113
A.2.3	Frequenzantwort	115
A.2.4	Zusammenfassung zum Folgevermögen	115
B	Der Munkres-Algorithmus	117

Abkürzungen und Formelzeichen

Abkürzungen

ADV	Acoustic Doppler Velocimetry
LDV	Laser Doppler Velocimetry
LSV	Laser Speckle Velocimetry
PIV	Particle Image Velocimetry
PTV	Particle Tracking Velocimetry
NN	Next Nearest Neighbour, Methode des nächsten Nachbarn
MA	Minimum Acceleration, Methode der geringsten Beschleunigung
MCA	Minimum Change in Acceleration, Methode der geringsten Beschleunigungsänderung
DLT	Methode der direkten linearen Transformation
CCD	Charge-coupled Device
CMOS	Complementary Metal Oxide Semiconductor
LED	Lichtemitterdiode
EMS	Expanded Microsphere (Tracer)
PEG	Polyethylenglykol (Tracer)

Formelzeichen

α	Winkel zwischen zwei Epipolarlinien
α, β	Polarkoordinaten zur Orientierung der Glasscheibe
Δ_0	Mittlerer Abstand zwischen Partikeln einer Epoche
Δr	Durchschnittlicher Weg, den ein Partikel zwischen zwei Epochen zurücklegt

Δt	Zeitlicher Abstand zwischen zwei Epochen
ε	Toleranzabstand (allgemein)
φ, κ, ω	Winkel der Rotation um x -, y - und z -Achse
ρ	Parameter zur Quantifizierung der Schwierigkeit der zeitlichen Zuordnung
A_1, A_2	Parameter der radial-symmetrischen Objektivverzeichnung
b_{xy}	Basisabstand zwischen zwei Kameras x und y
C	Kostenmatrix
C_{ij}^t	Zuordnungskosten zwischen Partikel i aus Epoche t und Partikel j aus Epoche $t + 1$
c	Farbklasse, auch Symbol für Kamerakonstante
d_0	Abstand einer Position im Messvolumen zur Glasscheibe
d_1	Glasdicke
d_2	Abstand der Glasscheibe zur Kamera
F	Bildfläche
$\mathbf{h}'(x'_h, y'_h)$	Bildhauptpunkt
I _{t}	Bild zum Zeitpunkt t
t	Diskreter Zeitpunkt, Epoche
N_a	Anzahl der Mehrdeutigkeiten bei räumlicher Zuordnung aller Partikel einer Epoche
N_{ac}	Anzahl der Mehrdeutigkeiten innerhalb einer Partikelgruppe
n	Partikelanzahl
n_c	Partikelanzahl in einer Partikelgruppe
n_{Glas}	Brechungsindex von Glas
$\mathbf{o}(x_0, y_0, z_0)$	Projektionszentrum
\mathbf{x}_i^t	Objektkoordinaten eines Partikels i aus Epoche t
$\tilde{\mathbf{x}}_i^{t+1}$	Prädiktion der Position, die Partikel i in der folgenden Epoche einnehmen wird (Referenzposition)
R	Rotationsmatrix
r_{ij}	Elemente der Rotationsmatrix
r_0	Parameter der radial-symmetrischen Objektivverzeichnung

s_y

Skalierungsverhältnis der Pixel

V

Größe des Messvolumens

1 Einleitung

1.1 Motivation

Bei vielen strömungsmechanischen Anwendungen besteht ein Interesse daran, Geschwindigkeitskomponenten berührungslos und zeitaufgelöst zu messen. So sind Wirbelströmungen in verschiedenen technischen Bereichen, einschließlich der Verfahrenstechnik, Geophysik, Aerodynamik und der Medizintechnik, wesentlicher Gegenstand der Forschung. In der Vergangenheit gab es viele Forschungen zur Lösung zugrundeliegender Probleme, denn ein besseres Verständnis über Wirbelströmungen und deren Entstehung führt unweigerlich zur Entwicklung besserer und effizienterer Geräte- und Maschinenteknik.

Instabile Strömungsphänomene wie das Rotating Stall (umlaufende Abrissströmung) treten in Turbomaschinen axialer Bauart (Turboverdichter) auf. Anwendungsbeispiele sind Belüftungseinheiten für Tunnel, deren Hauptaufgabe der Transport des Arbeitsmediums (Luft) ist, oder Flugtriebwerke bzw. stationäre Gasturbinen, bei denen die komprimierte Luft für eine nachfolgende Verbrennung in der Brennkammer und die anschließende Expansion in der Turbine benötigt wird. Das Rotating Stall äußert sich in einer instationären dreidimensionalen Wirbelstruktur, die zu einer wechselnden Biegebeanspruchung der Schaufeln führt, wodurch Wirkungsgrad und Lebensdauer der Turbomaschine stark herabgesetzt werden können [Kat02].

Da die zeitliche Vorgeschichte in der Strömung wesentlich für die Entstehung des Rotating Stall zu sein scheint, ist eine Lagrange'sche Betrachtungsweise der Strömung notwendig. Danach wird der Weg eines Fluidteilchens durch die Folge seiner Raumkoordinaten an äquidistanten Zeitpunkten beschrieben. Nach diesem Gesichtspunkt gehört die Particle Tracking Velocimetry (PTV) seit Jahren zu den flexibelsten Messtechniken der Strömungsmechanik zur Bestimmung von zeitaufgelösten, räumlichen Geschwindigkeitsfeldern als Basis für die Aufdeckung physikalischer Ursachen von Instabilitäten im Strömungsverlauf.

Seit den 80er Jahren wird PTV als bildbasiertes Feldmessverfahren in der experimentellen Strömungsmechanik eingesetzt, einhergehend mit den Fortschritten in der Beleuchtungs- und Bild-

1 Einleitung

aufnahmetechnik und der Bildverarbeitung. Hinsichtlich des breiten Interesses nach Lagrangebasierten Messungen zur Untersuchung von Wirbeln und charakteristischen Mustern in komplexen Strömungen hat die Particle Tracking Velocimetry viel Aufmerksamkeit erfahren. Die Möglichkeit der genauen Messung des Wirbels bezüglich räumlicher Ableitungen des Geschwindigkeitsfeldes ist der Schlüssel zum Verständnis über die Wirbelentstehung und -auflösung. Mit Hilfe der PTV werden auf Grundlage von Bildfolgen Pfade kleiner Partikel, die auch als Tracer bezeichnet werden, innerhalb des strömenden Mediums rekonstruiert. Nach Lagrange'scher Betrachtungsweise kann so die Entwicklung der Geschwindigkeit und weiterer daraus abgeleiteter Größen wie Beschleunigung und Ruck entlang dieser Partikelbahnen (Trajektorien) verfolgt werden. Wirbelströmungen haben eine allgemein räumliche Natur. Um diese zu erfassen, werden 3D-Messtechniken eingesetzt, die aus der Nahbereichsphotogrammetrie bekannt sind und auf der Auswertung synchroner Bildsequenzen verschiedener Ansichten des Messbereichs beruhen. In diesem Zusammenhang wird auch der Begriff Dreidimensionale Particle Tracking Velocimetry (3D-PTV) verwendet. Andere Strömungsmesstechniken wie beispielsweise die Laser-Doppler-Anemometrie oder Particle Image Velocimetry lassen keine zeitliche Analyse der Strömung auf Grundlage individueller Partikelbahnen gemäß der Lagrange'schen Betrachtungsweise zu. Bisher scheint 3D-PTV die beste Messtechnik zur Auflösung räumlicher wirbelhafter Strömungsstrukturen zu sein. Dabei wird die örtliche Auflösung dieser Methode von der Konzentration der Tracer im Fluid bestimmt. Die Zeitauflösung hängt indessen von der eingesetzten Hardware ab (Beleuchtung, Kameras, Datenübertragung). Highspeed-PTV ist heute realisierbar und die maximale Aufnahmefrequenz wird in Zukunft weiter steigen, was hoch zeitaufgelöste Messungen ermöglicht.

Auch wenn PTV für grundlegende Untersuchungen turbulenter Strömungen als auch für ausgewählte Ingenieursanwendungen (Einfluss von Verbrennungs- und Mischprozessen, zugeschnittene Herstellung von Nano-Partikeln, Strömungsoptimierung in Turbomaschinen) genutzt wird, müssen noch viele Probleme gelöst werden - ganz besonders bei Gasströmungen.

Die erste große Schwierigkeit besteht darin, geeignete Tracer zu finden, die ein angemessenes Folgevermögen in der zu markierenden Strömung aufweisen. Das heißt, die Partikel müssen sich auftriebsneutral im strömenden Medium verhalten. Zum Anderen ist bei der 3D-PTV zur Rekonstruktion der Partikelpositionen als auch bei der Verknüpfung zu Trajektorien das Korrespondenzproblem zu lösen. Maßgebend ist hier die Auflösung von Mehrdeutigkeiten bezüglich der Korrespondenzsuche. Dieses Problem ist bei Gasströmungen im Allgemeinen stärker ausgeprägt als bei Strömungen in Flüssigkeiten, wegen den unter diesen Bedingungen benötigten, vergleichsweise hohen Tracerkonzentrationen zur Erfassung kleiner Wirbelstrukturen. Wegen der

höheren Strömungsgeschwindigkeiten ergeben sich größere Anforderungen an die Bildaufnahme-erate. Dies geht einher mit kürzeren Belichtungszeiten, wobei die Partikel im Messvolumen hell genug ausgeleuchtet und groß genug sein müssen, damit ihre Projektionen in den Bildern auswertbar sind. Schließlich korreliert die Anforderung einer Mindestgröße der Partikel negativ mit ihrem Folgevermögen in der Strömung.

In [Maa97] wird gezeigt, dass ein Großteil der Mehrdeutigkeiten aufgelöst werden kann in Bezug auf das örtliche Korrespondenzproblem mit Hilfe der Epipolargeometrie unter Verwendung von drei oder mehr Kameras, die den Messbereich von unterschiedlichen Standorten aus aufnehmen. Zur weiteren Reduktion von Mehrdeutigkeiten bei der örtlichen als auch zeitlichen Zuordnung wird auf eine mögliche Verwendung der Merkmale der zu detektierenden Partikel hingewiesen, wie zum Beispiel deren Form, Farbe und Größe. Eine Einteilung der Partikelmengeng nach den Merkmalsausprägungen in mehrere disjunkte Teilmengen führt zu einer niedrigeren Tracerkonzentration bei getrennter Betrachtung der Teilmengen. Eine separate Korrespondenzanalyse bezüglich verschiedener Tracer wird somit zu einer Reduzierung der Wahrscheinlichkeit des Auftretens von Mehrdeutigkeiten beitragen, wodurch die Anwendung höherer Tracerkonzentrationen möglich wird. Das Prinzip ist in Abb.1.1 dargestellt.

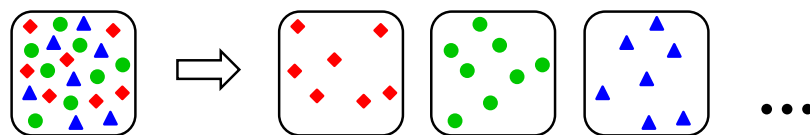


Abbildung 1.1: Reduktion der relativen Tracerkonzentration durch Verwendung mehrerer verschiedenfarbiger Partikel.

Da die zu verwendenden Partikel idealerweise dasselbe Folgeverhalten in der Strömung aufweisen sollen, scheiden die Merkmale Form und Größe aus. Aus diesem Grund wird im Rahmen dieser Arbeit speziell die Eignung farbiger Partikel als Tracer für die 3D-PTV untersucht. Obwohl die Idee zur Reduzierung von Mehrdeutigkeiten durch Einteilung der eingesetzten Partikel in Farbklassen recht einfach erscheint, ist deren Umsetzung eine große Herausforderung.

In diesem Zusammenhang ist besonders hervorzuheben, dass die hier entwickelte PTV-Technik auf die Verwendung von Einchip-Farbkameras ausgerichtet ist. Diese sind in der industriellen Messtechnik weit verbreitet aufgrund der vergleichsweise niedrigen Anschaffungskosten aber auch wegen ihrer kompakten und robusten Bauform. Prinzipiell generiert der Sensor dieses Kamerasyps ein Grauwertbild. Allerdings befindet sich vor den einzelnen Sensorelementen ein Filter, welches nur durchlässig ist für rotes, grünes oder blaues Licht. Damit repräsentieren die

1 Einleitung

Grautöne der entsprechenden Pixel den Intensitäten Rot, Grün oder Blau. Diese Pixel der jeweiligen Grundfarben sind so angeordnet, dass die fehlenden Farbkomponenten durch Interpolation der Nachbarpixel berechnet werden können. Die spezielle Anordnung der Pixel wurde nach ihrem Erfinder als Bayer-Pattern bezeichnet. Als Resultat der Berechnung, dem Demosaicing, entsteht ein Farbbild.

Damit ist jedoch die örtliche Auflösung der Partikelabbildungen abhängig von der Partikelfarbe, wodurch die Genauigkeit der Positionsbestimmung im Bild je nach Farbe variiert. Außerdem treten Farbfehler innerhalb kleiner Bildstrukturen wie den Partikelabbildungen auf, die auf das Bayer-Pattern zurückzuführen sind. Dies erschwert die sichere Zuordnung der Partikel zu den verwendeten Farbgruppen.

1.2 Zielstellung und Aufbau der Arbeit

Bei der Vermessung von Strömungen mittels 3D-PTV sind die Herstellung der örtlichen und der zeitlichen Korrespondenz zwischen den Tracerpartikeln, mit deren Hilfe die Strömung markiert wird, die Hauptprobleme. Diese werden um so größer, je höher die Partikelkonzentration ist. Eine hohe Partikelkonzentration ist aber (insbesondere bei hohen Geschwindigkeiten) notwendig, um die nötige Auflösung zu erzielen. Deshalb wird in dieser Arbeit das Ziel verfolgt, Farbe als zusätzliches Merkmal der Tracer zur Unterstützung der zeitlichen und örtlichen Korrespondenzsuche zu nutzen. Die Verwendung von verschiedenfarbigen Tracern führt zur Bildung von Farbgruppen, was die Korrespondenzsuche erheblich vereinfacht – denn Korrespondenz kann nur innerhalb der jeweiligen Farbgruppe bestehen. Dahingehend soll ein 3D-PTV-System auf Grundlage bestehender Techniken und Algorithmen entwickelt werden [Pap90, Net93, Mal93, Maa93, Wil03, Oue06, Put08].

Bei PTV-Experimenten werden zuerst Bildsequenzen einer Partikel-markierten Strömung synchron mit mehreren Kameras aufgenommen. Mit Hilfe ausgewählter Methoden der Bildverarbeitung müssen zunächst die Partikelzentren in den Aufnahmen identifiziert werden. Die Bestimmung der Farbklassenzugehörigkeit wird durch einen geeigneten Klassifikator realisiert. Danach erfolgt die Rekonstruktion der Partikelpositionen im Raum, die anschließend über die Zeit zu Trajektorien verknüpft werden. Außer der Farbwahrnehmung werden ähnliche Strategien schon von anderen Autoren angewandt. Eine alternative Strategie besteht darin, zunächst die Trajektorien in den einzelnen 2D-Ansichten zu bestimmen und dann Korrespondenzen in 3D zu ermitteln. Es hat sich jedoch gezeigt, dass die erste Strategie im allgemeinen effizienter ist,

wodurch sie hier favorisiert wurde.

Zusammenfassend für die Realisierung eines 3D-PTV-Systems zur Geschwindigkeitsmessung in Gasen mit farbigen Tracern ergeben sich die folgenden Schwerpunkte:

- Aufbau eines Versuchsstandes in dem verschiedene Strömungsmuster erzeugt werden können und die Integration eines Hochgeschwindigkeits-Kamerasystems für die Datenerfassung einschließlich geeigneter Beleuchtung.
- Wahl geeigneter Partikel. Die Hauptkriterien dafür sind das Folgeverhalten bezüglich der Strömung sowie die Erfassbarkeit durch das Aufnahmesystem (d.h. die Partikel müssen groß genug sein, um in den Kamerabildern detektierbar zu sein).
- Kamerakalibrierung. Zwischen dem Messvolumen und Aufnahmesystem befindet sich ein Glasfenster. Dieser Umstand ist gegebenenfalls bei der Kalibrierung zu berücksichtigen.
- Subpixelgenaue Bestimmung der Partikelzentren in den Bildern zur photogrammetrischen Rekonstruktion der räumlichen Partikelpositionen.
- Einteilung der Partikel in Farbgruppen durch einen geeigneten Klassifikator.
- Verwendung des Merkmals Farbe bei der örtlichen und zeitlichen Korrespondenzanalyse.

Kapitel 2 gibt zunächst einen Überblick zum Stand der Technik der Methoden, die in der Strömungsmechanik zur Messung von Geschwindigkeiten eingesetzt werden. Im Anschluss wird speziell auf Entwicklungen im Bereich der Particle Tracking Velocimetry eingegangen. Am Ende des Kapitels erfolgt eine Zusammenfassung zu den wesentlichen Schritten des Verfahrens.

In Kapitel 3 werden die Vorteile der Einteilung der Partikel in mehrere Untermengen (Einteilung in Farbklassen) quantitativ erfasst. Die Analyse bezieht sich dabei auf das räumliche und zeitliche Zuordnungsproblem.

Die Beschreibung des für Messungen verwendeten Versuchsaufbaus erfolgt in Kapitel 4. Die Schwerpunkte liegen hier auf der Wahl der passenden Partikel, auf der Beschreibung der eingesetzten Kameras, Objektive und Lichtquellen sowie dem Windkanal. In einem Unterabschnitt wird der Einfluss des optischen Systems auf die Partikelabbildung erläutert.

Das Kapitel 5 ist ein Grundlagenkapitel zur Realisierung der vorgeschlagenen PTV-Methode. Es befasst sich insbesondere mit der Rekonstruktion von Farbbildern aus den Rohdaten der Einchip-Farbkameras mit Hilfe von Demosaicing-Verfahren. Insbesondere werden die Probleme erläutert, die mit der Farbbildrekonstruktion einhergehen. Das schließt eine theoretische Untersuchung zur Genauigkeit ein, mit der die Koordinaten der Partikelzentren auf Bayer-Bildern

1 Einleitung

bestimmt werden können. Der letzte Teil des Kapitels gibt einen Einblick in die Theorie der später untersuchten Klassifikatoren für die Einteilung der Partikel in Farbklassen.

Die Realisierung der Partikel Tracking Velocimetry unter Einsatz farbiger Tracer wird in Kapitel 6 beschrieben. Dabei werden einzelnen Schritte von der Kalibrierung der Kameras bis hin zur Generierung der Trajektorien erläutert.

In Kapitel 7 werden die Ergebnisse realer Messaufnahmen in Bezug auf drei verschiedene Strömungsmuster diskutiert. Die Ergebnisse zur Farbwahrnehmung und deren Einfluss auf die PTV-Messung werden anhand statistischer Analysen gezeigt. Die rekonstruierten Trajektorien werden visualisiert und ausgewertet.

Letztendlich erfolgt in Kapitel 8 eine Zusammenfassung und ein Ausblick zu möglichen Verbesserungen der Methodik. Auf notwendige Untersuchungen, die im Rahmen dieser Arbeit noch nicht erfolgten, wird hingewiesen.

Ein Anhang enthält ergänzende Information, auf die im Text verwiesen wird.

2 Stand der Technik

Der erste Teil dieses Kapitels soll dem Leser einen aktuellen Überblick zu den Verfahren der Strömungsmessung vermitteln. Da die vorliegende Arbeit auf eine Verbesserung der Particle Tracking Velocimetry zielt, sind diesem Verfahren gleich zwei Abschnitte gewidmet. Der erste Abschnitt gibt einen Einblick in den gegenwärtigen Stand der Technik, der zweite erklärt den prinzipiellen Ablauf der klassischen Partikel Tracking Velocimetry am Beispiel eines 3-Kamera-Aufbaus, wobei auf verschiedene Strategien zur Bearbeitung der einzelnen Schritte hingewiesen wird.

2.1 Methoden der Strömungsmesstechnik

Die beiden folgenden Abschnitte sollen dem Leser zunächst einen Überblick zum aktuellen Stand der Verfahren zur Strömungsmessung vermitteln. Die Einteilung der Techniken in Punktmessverfahren und Feldmessverfahren erfolgt frei nach [Her96]. Eine Übersicht dazu ist in Abbildung 2.1 dargestellt. Die Grundlagen der genannten Techniken werden kurz erläutert.

2.1.1 Punktmessverfahren

Punktmessverfahren werden immer dann eingesetzt, wenn eine punktuelle Messung die Strömung hinreichend charakterisiert. Zur Strömungsmessung vor Allem in Luft wird als kostengünstiges Verfahren mit hoher Zeitauflösung die *Hitzdrahtanemometrie* verwendet [Bru02]. Es basiert darauf, dass ein querangeströmter elektrisch erhitzter Draht Wärme an das ihn umströmende Medium abgibt. Die Temperaturänderung bewirkt eine Änderung des Ohmschen Widerstandes, über den sich die Geschwindigkeitskomponente in der Ebene normal zum Draht berechnen lässt. Das Verfahren arbeitet nicht berührungsfrei, zudem kann die Wärme des Drahtes den Strömungsverlauf beeinflussen. Bei der *Laser-Doppler-Velocimetrie* [Ruc87] (LDV) beleuchtet ein Laser ein kleines Strömungsvolumen, welches mit kleinsten Partikeln angereichert ist. Die

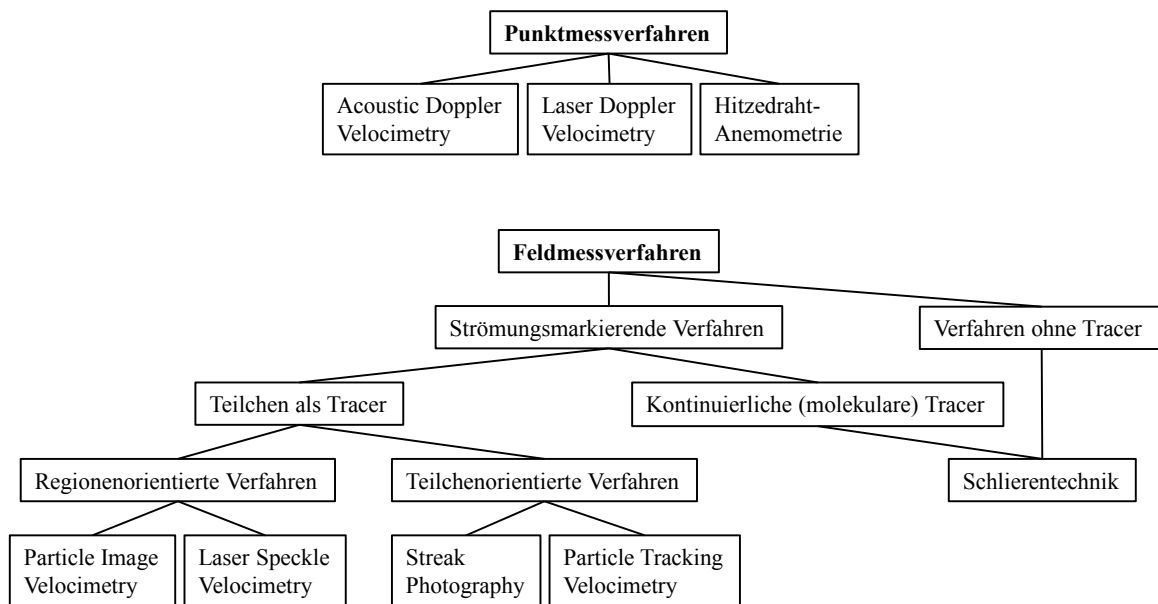


Abbildung 2.1: Punkt- und Feldmessverfahren zur Strömungsmessung

Frequenzverschiebung des an den Partikeln gestreuten Laserlichtes, die durch den Dopplereffekt hervorgerufen wird, ist streng proportional zur Strömungsgeschwindigkeit. Die *Acoustic-Doppler-Velocimetrie* (ADV) funktioniert nach dem gleichen Prinzip, nur werden hier Schallwellen statt Laserlicht genutzt. Verwendet man gleichzeitig einen Sender und drei Empfänger, so kann in einem Punkt ein 3D-Geschwindigkeitsvektor gemessen werden. Ein weiterer Vorteil der ADV liegt in der Anwendbarkeit in trüben Medien. Diese Punktmessverfahren ermöglichen aber weder großflächige Analysen der Strömung noch die zeitgleiche Erfassung ganzer Strömungsfelder [Loh94].

2.1.2 Feldmessverfahren

Gegenüber den Punktmessverfahren realisieren Feldmessverfahren die simultane Bestimmung von 2D- als auch 3D-Strömungsfeldern. Die zu untersuchenden Strömungsgrößen können an mehreren Punkten gleichzeitig erfasst werden. Diese Messtechniken arbeiten berührungslos und verzichten somit auf das direkte Einbringen von Sensoren in den Messbereich, was sich störend auf die Strömung auswirken würde.

Die *Schlierentechnik* als optisches Verfahren ermöglicht Rückschlüsse auf Dichte, Temperatur und Druck des Mediums aufgrund von Änderungen der Brechungsindexverteilung [Set06,

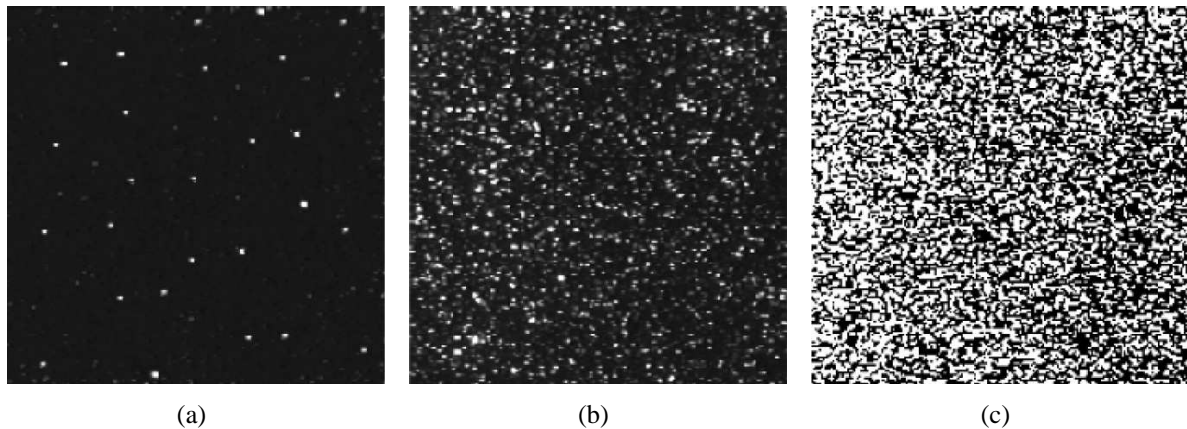


Abbildung 2.2: Typische Partikelkonzentrationen für (a) Particle Tracking Velocimetry (b) Particle Image Velocimetry und (c) Laser Speckle Velocimetry. Quelle [Raf07].

Nit06]. Dichteunterschiede bewirken eine unterschiedliche Brechung des Lichts. Dadurch kann es sein, dass Licht, das sonst durch Blenden aufgehalten worden wäre, doch noch auf die Abbildungsebene des Kamerasensors gelangt oder umgekehrt. Zudem lassen sich einzelne Stromlinien visualisieren durch Zugabe von molekularen Tracern wie Farbstoff oder Nebel in das Fluid.

Den folgenden bildbasierten Feldmessverfahren ist gemein, dass die Strömung wie bei der Laser-Doppler-Velocimetrie mit Partikeln markiert wird, die als Tracer fungieren. Die verschiedenen Methoden unterscheiden sich jedoch durch die Anzahl der verwendeten Tracer (siehe Abbildung 2.2), die Bildaufnahme sowie die zugrundeliegende Betrachtungsweise bei der Auswertung.

Bei den regionenorientierten Verfahren erfolgt die Auswertung der Strömung ortsfest nach der Eulerschen Betrachtungsweise. Dabei interessiert, wie sich bestimmte Größen (z.B. die Geschwindigkeit) an festen Positionen im Strömungsfeld verändern. Der Gradient an diesen Stellen innerhalb eines festgelegten Koordinatensystems gibt Auskunft über Stärke und Richtung der betrachteten Größe. Zu diesen Verfahren zählt die *Particle Image Velocimetry* (PIV) [Raf07]. Mit Hilfe eines gepulsten Lasers werden zwei kurz aufeinander folgende Lichtschnitte im Messvolumen erzeugt und die so beleuchteten Partikel mit einer CCD- oder CMOS-Kamera aufgenommen (Abbildung 2.3). Die beiden Laserpulse haben eine Dauer von wenigen Nanosekunden und ihre Zeitdifferenz dt beträgt nur wenige Mikrosekunden. Die erhaltenen Bilder werden in kleine Interrogationsfenster unterteilt. Mittels Kreuzkorrelation werden über das Korrelationsmaximum (oder Minimum - abhängig von der verwendeten Korrelationsfunktion) die Verschiebungsvektoren zwischen entsprechenden Interrogationsfenstern der beiden Aufnahmezeitpunkte bestimmt. Die Division der Verschiebungsvektoren durch die Zeitspanne dt , ergibt ein zweidi-

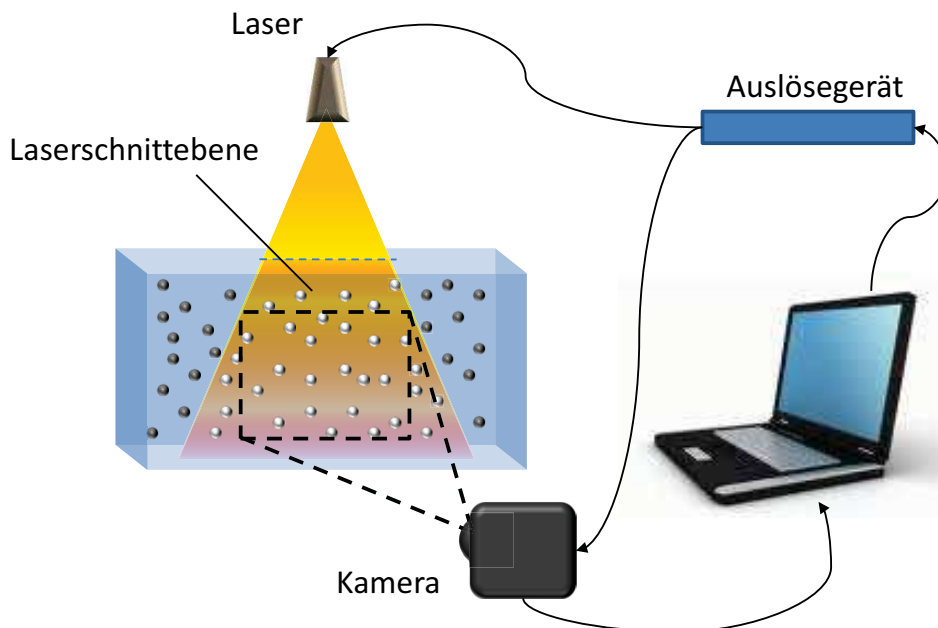


Abbildung 2.3: Bildaufnahmeschema der Particle Image Velocimetry (PIV)

mensionales Geschwindigkeitsfeld mit zwei Geschwindigkeitskomponenten innerhalb der Beleuchtungsebene. Durch den Einsatz einer zusätzlichen Kamera und Methoden der Photogrammetrie lassen sich auch die drei räumlichen Geschwindigkeitskomponenten innerhalb des Lichtschnitts berechnen. Die rasante Entwicklung im Bereich der Laser- und Hochgeschwindigkeitskameratechnik ermöglicht die Traversierung der Messebene durch das Strömungsvolumen in immer kürzeren Zeitspannen. Auf diese Weise ist es möglich, Volumendatensätze innerhalb kleiner Zeitfenster mit einer einzigen Kamera zu erzeugen. Dieses Verfahren wird als *Scanning PIV* bezeichnet, mit dem vollständige dreidimensionale Geschwindigkeitsfelder rekonstruiert werden können [Brü97, Bur06, Thu09, Fal09]. Die 3D-Geschwindigkeitsvektoren werden durch 3D-Kreuzkorrelation zwischen aufeinanderfolgenden Volumendaten bestimmt. Allerdings wird die örtliche Auflösung eines Volumendatensatzes durch die notwendig kurze Aufnahmezeit begrenzt. So berichten [Thu09] von Volumendatensätzen mit nur $220 \times 220 \times 68$ Volumenelementen (Voxeln) bei einer Aufnahmezeit von $136 \mu\text{s}$. Eine relativ neue PIV-Variante, die ebenfalls mit Volumendaten arbeitet ist *Tomographic PIV* [Els06]. Für die Generierung der Datensätze

werden mehrere synchrone Ansichten der Partikel markierten Strömung verwendet. Dazu wird zunächst im Objektraum eine leere Voxelrepräsentation mit definierter Größe festgelegt. Pro Zeitpunkt wird für jede Ansicht ein Strahlenbündel ausgehend vom Projektionszentrum durch die Pixel in die Voxelrepräsentation projiziert. Der Wert jedes Voxels wird anschließend über die korrespondierenden Pixelwerte der Strahlen berechnet, die das Voxel schneiden. Die Berechnung der Geschwindigkeitsvektoren erfolgt genau wie bei der *Scanning PIV*.

Die *Laser Speckle Velocimetry* als weiteres regionenbasiertes Verfahren verwendet eine sehr hohe Tracerdichte [Mey83, Qia06]. Als einziger Unterschied zur PIV können einzelne Partikel als solche nicht mehr wahrgenommen werden. Sie werden mit kohärentem Licht beleuchtet wobei durch Interferenzerscheinungen ein fleckenhaftes (speckle = Fleck) Muster entsteht, welches von einer Kamera aufgenommen wird. Durch eine bildblockbasierte Korrespondenzanalyse werden wie bei der Particle Image Velocimetry die Verschiebungsvektoren in aufeinanderfolgenden Bildern bestimmt. Die hohe Partikelkonzentration beeinträchtigt jedoch das Eindringen der Lichtebene und es muss darauf geachtet werden, dass die Strömung nicht durch die Partikel beeinflusst wird.

Im Gegensatz zu den o.g. regionenbasierten Verfahren verfolgen teilchenorientierte Verfahren das Ziel, die Bahnen (Trajektorien) einzelner Partikel über möglichst viele diskrete Zeitpunkte der Messung zu rekonstruieren was der Lagrange'schen Betrachtungsweise entspricht. So lassen sich neben der Geschwindigkeit auch wichtige Größen wie Beschleunigung und Ruck ableiten, die besonders für die Analyse turbulenter Strömungsphänomene von Interesse sind.

Eine klassische Methode ist die Streak-Photographie [Hes88]. Es wird bezüglich der Strömungsgeschwindigkeit mit relativ langen Belichtungszeiten gearbeitet, um Partikel in Form von Streifen aufzunehmen, die der Strömung hinzugefügt werden. Die Position, Orientierung und die Länge der Streifen werden zur Rekonstruktion des Geschwindigkeitsfeldes verwendet. In Bildsequenzen werden die streifenförmigen Partikelabbildungen über alle Aufnahmezeitpunkte (auf Basis physikalischer Modelle) verfolgt und Trajektorien generiert. Aus Gründen der Realisierbarkeit dieses Ansatzes wird mit relativ geringen Partikelkonzentrationen gearbeitet (30–100 Partikel/Bild) [Gha88]. In [Her95] wird das Verfahren basierend auf überlappenden Streifenabbildungen in aufeinander folgenden Ansichten erweitert und ermöglicht die gleichzeitige Verfolgung von 800 Partikeln pro Bild.

Das im folgenden Abschnitt ausführlich beschriebene Verfahren der Particle Tracking Velocimetry zur Rekonstruktion des Lagrange'schen Strömungsfeldes nutzt dagegen Scharaufnahmen der Tracer, wie bei dem PIV-Verfahren.

2.2 Particle Tracking Velocimetry

Die Particle Tracking Velocimetry (PTV) wurde schon sehr früh als Messverfahren in der Strömungsmechanik eingesetzt. Ziel des Verfahrens ist die Rekonstruktion eines Lagrangeschen Strömungsfeldes, welches durch die Verfolgung einzelner Partikel (auch als Tracking bezeichnet) realisiert wird. Eine hohe örtliche und zeitliche Auflösung wird angestrebt. Erstere ist von der Anzahl der Partikel im Strömungsvolumen abhängig. Allerdings ist diese Anzahl verfolgbarer Partikel begrenzt, da bei zu hoher Partikelkonzentration eine eindeutige Zuordnung korrespondierender Partikel in aufeinanderfolgenden Aufnahmen aufgrund von Mehrdeutigkeiten nicht mehr möglich ist. Werden mehrere Kameras eingesetzt zur Rekonstruktion dreidimensionaler Partikelbahnen muss zudem das Korrespondenzproblem zwischen zeitgleichen Aufnahmen gelöst werden (Mehrbildzuordnung). Nach einer Literaturrecherche von Malik et al. [Mal93] waren [Van55, Fre63, Ken65, Sny71, Sul71] die ersten Arbeiten, in denen über die Erfassung der Bewegung einzelner Partikel über einen längeren Zeitraum berichtet wird. Die Aufnahmen erfolgten auf Filmmaterial und die Auswertung für einige wenige Partikel wurde manuell mit großem Aufwand durchgeführt. Zu dieser Zeit war es nicht möglich, viele einzelne Partikel über einen längeren Zeitraum zu verfolgen. Für die Analyse zur Entstehung und Auflösung kleiner Strömungsstrukturen ist dies aber nötig.

Seit den 80er Jahren etwa gibt es die computergestützte automatisierte Bildfolgenanalyse zur Rekonstruktion Lagrange'scher Geschwindigkeitsfelder, deren Grundlage auf der Verfolgung einzelner Partikel beruht. Bereits Chang und Tatterson [Cha83] lieferten einen Ansatz für ein 3D-PTV-System auf der Grundlage von stereoskopischen Bildern. Dieser wurde später von Racca und Dewey erweitert [Rac88]. Nishino et al. [Nis89] stellten ein 3D-PTV-System vor, das in der Lage war im Durchschnitt 160 Geschwindigkeitsvektoren zu liefern bei der Messung einer instationären laminaren Strömung. Später verwendeten Kasagi et al. [Kas90] dieses System für die Messung turbulenter Kanalströmung und erhielten 400 Geschwindigkeitsvektoren zu einem Zeitpunkt. Papantoniou et al. [Pap90] verfolgten 700 Partikel gleichzeitig mit Hilfe eines Dreikamerasystems. Mit dem selben System wurden später jedoch unter Verwendung einer zusätzlichen vierten Kamera bis zu 1300 Partikel in einer turbulenten Kanalströmung verfolgt [Maa93]. Die Methode wurde in den folgenden Jahren verfeinert und in verschiedenen Strömungsstudien getestet [Dra96, Wil03, Lüt05].

Der Aufbau eines PTV-Systems ist fast identisch mit dem eines PIV-Systems, und die beiden Verfahren unterscheiden sich im Wesentlichen durch die Auswertung der Bilddaten. In Bezug auf dreidimensionale Messungen werden traditionell Lichtquellen verwendet, die das gesam-

te Messvolumen ausleuchten (z.B. Halogenlampen oder LED-Arrays). Bildsequenzen der Strömung folgenden und Licht reflektierenden Partikel werden gewöhnlich mit Hilfe von mindestens zwei Kameras synchron erfasst. Die Synchronität ist unbedingt notwendig für die Bestimmung der Partikelkoordinaten im Objektraum. Wären die Aufnahmen zeitversetzt, so würde der Fehlereinfluss abhängig sein von der Geschwindigkeit und der Bewegungsrichtung der Partikel sowie der Größe des zeitlichen Versatzes. Zur Rekonstruktion der Objektkoordinaten mittels Rückwärtsschnitt sind zwei Ansichten ausreichend. Allerdings erschwert sich die Mehrbildzuordnung in Abhängigkeit der Partikelkonzentration und kann nicht mehr eindeutig bestimmt werden. Mit dem Einsatz zusätzlicher Kameras lässt sich nach [Maa92b] ein Großteil der Mehrdeutigkeiten bei der Mehrbildzuordnung auflösen.

In [Put05] wird gezeigt, wie mit Hilfe eines Spiegelsystems vier verschiedene Ansichten virtueller Kameras vom Messbereich erzeugt und auf separaten Regionen des Sensors einer einzelnen Hochgeschwindigkeitskamera abgebildet werden können¹. Ein solches System ist sehr wirtschaftlich, zudem entfallen Synchronisationsprobleme. Allerdings ergeben sich Einschränkungen in Bezug auf die Genauigkeit, da die Auflösung der virtuellen Kameras nur einem Viertel der Sensorfläche entspricht. Auch sind Fehlereinflüsse der Spiegel (z.B. Verarbeitungsfehler) zu berücksichtigen.

Anschließend werden die Partikel in den Aufnahmen segmentiert und ihre Positionen subpixelgenau bestimmt (siehe Abschnitt 6.3.2). Für den weiteren Ablauf existieren zwei Herangehensweisen (siehe Abb. 2.4 auf der nächsten Seite), für die räumliche- und zeitliche (bzw. spatio-temporale) Zuordnung der Partikel:

- *Bildraumbasiertes Tracking*: Erst wird versucht die zeitliche Zuordnung von 2D-Partikelpositionen innerhalb der Bildsequenzen herzustellen, um so 2D-Trajektorien zu generieren [Kob89, Net93, Kla05]. Im Anschluss werden dreidimensionale Trajektorien aus den homologen 2D-Trajektorien der verschiedenen Ansichten erzeugt.
- *Objektraumbasiertes Tracking*: Hier werden zunächst die 3D-Partikelpositionen für jede Epoche aus homologen Positionen der verschiedenen Ansichten bestimmt. Danach werden die so ermittelten Positionen im 3D-Raum verfolgt und zu dreidimensionalen Trajektorien verknüpft.

Eine Kombination der beiden Varianten wird in [Wil03] vorgestellt. Hier werden redundante Informationen aus Bild- und Objektraum zur Auflösung von Mehrdeutigkeiten genutzt. Unter der

¹Einen Überblick zu verwandten Arbeiten bzgl. der Verwendung von Spiegelsystemen zur Erzeugung von Stereoansichten für PTV bietet [Rac88].

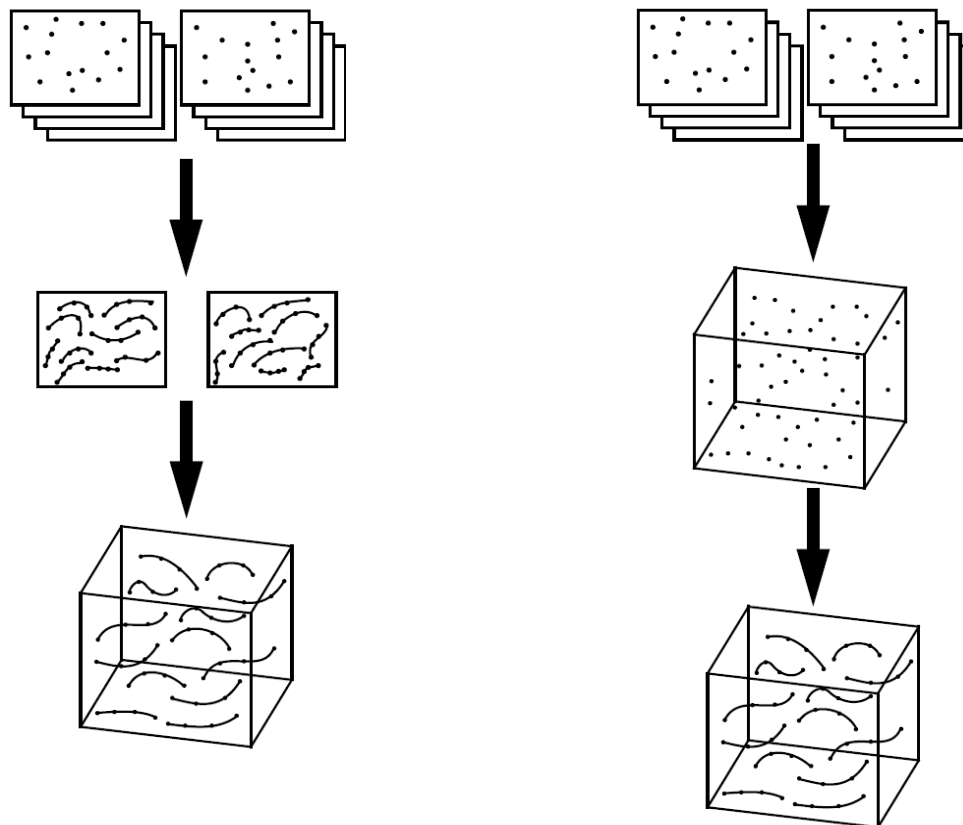


Abbildung 2.4: Zwei Herangehensweisen zur Partikelverfolgung (Tracking): Bildraumbasiertes Tracking (links) und objektraumbasiertes Tracking (rechts). Quelle [Wil03].

Voraussetzung, dass die dreidimensionalen Partikelpositionen korrekt ermittelt wurden, wird jedoch meist die zweite Variante bevorzugt [Maa92b, Mal93, Oue06]. Denn der relative kürzeste Abstand zwischen Partikelpositionen im Volumen ist im Durchschnitt größer als in den Abbildungen der einzelnen Kameraansichten. Dadurch reduzieren sich die Mehrdeutigkeiten beim Tracking.

Die gerade genannten Methoden werden zu den klassischen PTV-Verfahren gezählt. Es gibt neuerdings Verfahren, *Scanning PTV* [Hoy05] und *Tomographic PTV* [Maa09, Kit09], bei denen in Analogie zu *Scanning PIV* und *Tomographic PIV* im ersten Schritt eine Sequenz von Volumendatensätzen akquiriert wird. Im Anschluss werden in den einzelnen Datensätzen die Positionen der Partikelzentren bestimmt. Das Tracking erfolgt auch hier im Objektraum. Sie verwenden eine sequentielle Durchleuchtung des Messvolumens, zur Reduzierung von Mehrdeutigkeiten und Eliminierung fehlerhaft rekonstruierter Partikelpositionen. In [Kit09] wird berichtet, dass mit diesen neuen Verfahren die räumliche Auflösung des rekonstruierten Strömungsfeldes im Vergleich zu den klassischen PTV-Techniken verdoppelt werden kann.

2.3 Prinzipieller Ablauf der PTV am Beispiel eines 3-Kamerasystems

Dieser Abschnitt vermittelt einen Überblick zu den notwendigen Schritten der Durchführung einer klassischen 3D-PTV nach [Maa93] mit Hilfe von drei synchronisierten Schwarzweiß-Digitalkameras mit CMOS- oder CCD-Sensor. Der Einsatz von Schwarzweiß-Kameras ist darin begründet, weil die aufzunehmenden Partikel einfarbig sind (z.B. weiß) und sie generell eine höhere Lichtempfindlichkeit gegenüber Farbkameras aufweisen. Das hier beschriebene Vorgehen dient später als Rahmen für die Erweiterung des PTV-Verfahrens. Das Tracking findet im Objektraum statt, dadurch ergibt sich das in Abbildung 2.5 dargestellte Schema zum Ablauf. Im Folgenden werden die Grundlagen der wesentlichen Schritte erläutert: Kalibrierung, Bildanalyse, Mehrbildzuordnung und Tracking.

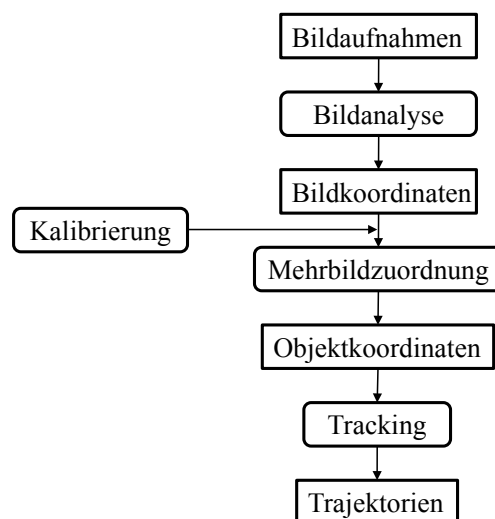


Abbildung 2.5: Ablaufschema einer 3D-PTV-Analyse mit objektraumbasiertem Tracking-Ansatz.

2.3.1 Kalibrierung

Vor einer Messung werden durch den Prozess der Kalibrierung die unbekannt Parameter des verwendeten Kameramodells für jede der drei beteiligten Kameras bestimmt. Ohne diese Parameter ist eine Mehrbildzuordnung und die Berechnung räumlicher Partikelkoordinaten nicht möglich.

Tabelle 2.1: Parameter der inneren und äußeren Orientierung.

Interne Parameter	Externe Parameter
Kamerakonstante c	Projektionszentrum $\mathbf{o}(x_0, y_0, z_0)$
Bildkoordinaten des Hauptpunktes $\mathbf{h}'(x'_h, y'_h)$	Rotationswinkel um x -, y - und z -Achsen: φ, κ, ω
Parameter der radial symmetrischen Objektivverzeichnung A_1, A_2, r_0	

Die Grundlage eines Kameramodells stellen die sogenannten *Kollinearitätsgleichungen* [Luh03, Alb09] dar. Sie beschreiben basierend auf dem Modell der Zentralperspektive die Transformation von Objektkoordinaten (x, y, z) in Bildkoordinaten (x', y') unter Kenntnis der Parameter der *inneren und äußeren Orientierung*:

$$x' = x'_h + c \cdot \left(\frac{r_{11}(x - x_o) + r_{12}(y - y_o) + r_{13}(z - z_o)}{r_{31}(x - x_o) + r_{32}(y - y_o) + r_{33}(z - z_o)} \right) + \Delta x'_{rad} \quad (2.1)$$

und

$$y' = y'_h + c \cdot \left(\frac{r_{21}(x - x_o) + r_{22}(y - y_o) + r_{23}(z - z_o)}{r_{31}(x - x_o) + r_{32}(y - y_o) + r_{33}(z - z_o)} \right) + \Delta y'_{rad}. \quad (2.2)$$

Die Parameter der inneren Orientierung beschreiben die optischen, geometrischen und digitalen Eigenschaften der Kamera. Demgegenüber definieren die äußeren Parameter Position und Ausrichtung des kameraeigenen Koordinatensystems im Weltkoordinatensystem. In Tabelle 2.1 sind die Parameter eines beispielhaften Kameramodells aufgelistet und Abbildung 2.6 auf der nächsten Seite stellt sie schematisch dar.

Zur Kalibrierung, also die Bestimmung der unbekannt Parameter, wird häufig ein sog. Kalibrierfeld mit Passpunkten (z.B. Kreismarken) verwendet, deren Objektkoordinaten näherungsweise bekannt sind. In Aufnahmen aus verschiedenen Blickwinkeln werden die Bildkoordinaten gemessen. Aus den ermittelten Bildkoordinaten und den bekannten Objektkoordinaten erhält man unter Verwendung der Kollinearitätsgleichungen (Gleichungen 2.1 und 2.2) ein überbestimmtes Gleichungssystem. Die Berechnung der Unbekannten erfolgt letztendlich üblicherweise im Rahmen eines Bündelblockausgleichs [Luh03]. Mit ihm können zusätzlich die Passpunktkoordinaten sehr genau bestimmt werden.

Bei der Partikel Tracking Velocimetry muss je nach Anwendungsfall auch der Strahlengang durch mehrere Medien berücksichtigt werden. Ein Mehrmedienfall besteht, wenn sich die Kamera im Medium Luft und die aufzunehmenden Partikel sich im Medium Wasser befinden. Dabei werden die Medien Luft und Wasser wohlmöglich noch durch eine Glasscheibe getrennt,

2.3 Prinzipieller Ablauf der PTV am Beispiel eines 3-Kamerasystems

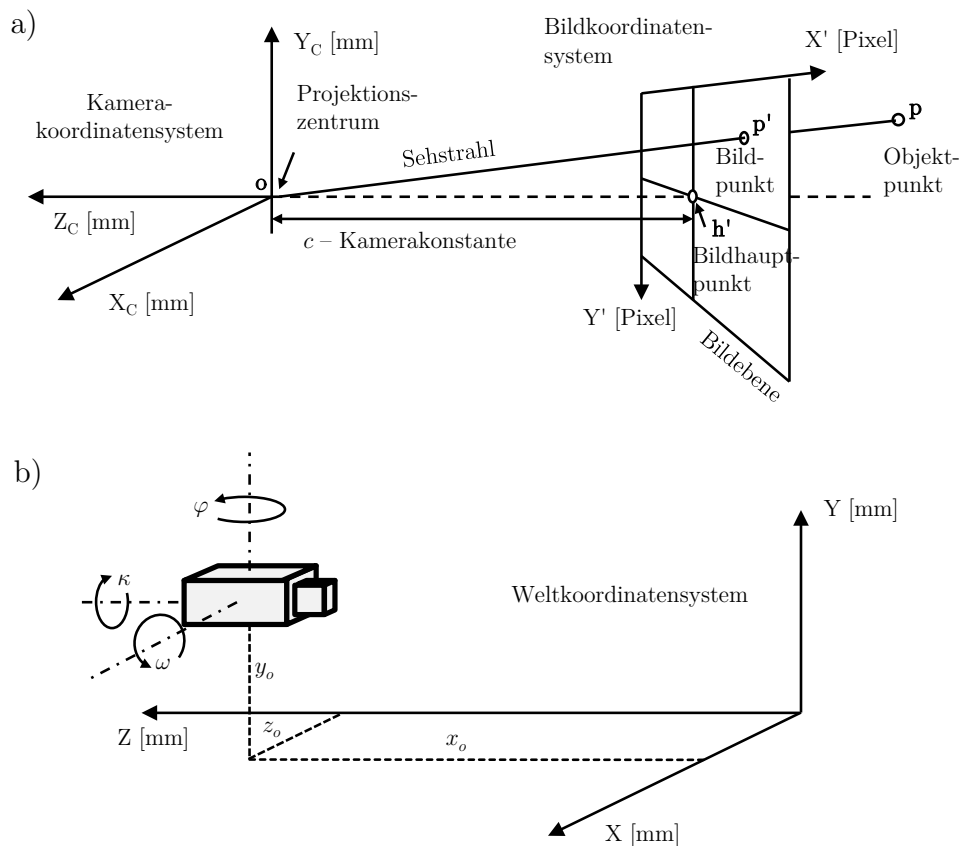


Abbildung 2.6: Schematische Skizze zu den inneren a) und äußeren Kameraparametern b).

so dass ein optischer Strahl nach dem Snellius'schen Gesetz gleich zweimal gebrochen wird. Dieser Einfluss wird in der Photogrammetrie als Mehrmediengeometrie bezeichnet. Eine Kalibrieremethode, welche die Mehrmediengeometrie behandelt, wird in [Maa92b] vorgestellt. Hier wird allerdings von einer planparallelen Anordnung von Kamerasensor und Glasscheibe ausgegangen. Auf eine allgemeinere Lösungsmöglichkeit des Problems mit Bezug auf komplexere Trennflächen wird in [Put08] eingegangen.

2.3.2 Bildanalyse

Während der Messung wird die Strömung mittels geeigneter Partikel, die sich vom Hintergrund möglichst gut unterscheiden, markiert und mit dem Bildaufnahmesystem aufgezeichnet. Auf den Einzelbildern der so gewonnenen Bildsequenzen wird eine *Bildanalyse* durchgeführt, mit dem Ziel, die Zentren der Partikelprojektionen möglichst subpixelgenau zu bestimmen. Dazu exi-

stieren verschiedene Strategien. Maas verwendet z.B. ein Region-Growing-Verfahren zur Segmentierung der einzelnen Partikel, welches auch überlappende Partikelabbildungen voneinander trennt [Maa92a]. Das Partikelzentrum wird über den Schwerpunkt der Pixelwerte innerhalb der segmentierten Partikelabbildung bestimmt. Eine andere Möglichkeit besteht, wenn die Intensitätsverteilung der Partikelabbildung durch eine Funktion näherungsweise beschreibbar ist, z.B. durch eine zweidimensionale Gauß-Glocke. Die Bestimmung der Koordinaten des Partikelzentrums erfolgt dann durch Einpassung (*Fitting*) einer solchen Funktion in das Intensitätsprofil der Partikelabbildung.

Vor der eigentlichen Bildanalyse ist es unter realen Bedingungen aufgrund von Bildaufnahmestörungen wie Rauschen oder inhomogene Ausleuchtung des Aufnahmebereichs notwendig, Operationen der *Bildverbesserung* anzuwenden, um die Erkennbarkeit und Interpretierbarkeit der bedeutungstragenden Elemente (also die Abbildungen der Partikel) zu verbessern.

2.3.3 Mehrbildzuordnung

Zur Berechnung der Koordinaten der Partikelzentren im Objektraum jeder Epoche müssen zunächst in den beteiligten Ansichten die Bildkoordinaten zugeordnet werden, die den selben Objektpunkt bzw. das selbe Partikelzentrum abbilden (*homologe Bildpunkte*). Im Allgemeinen besitzen die verwendeten Partikel keine individuellen Merkmale, die sie voneinander unterscheiden, was eine merkmalsorientierte Korrespondenzanalyse ausschließt. Eine bildblockbasierte Korrespondenzanalyse (z.B. mit Hilfe einer Kreuzkorrelationsfunktion), wie sie häufig für die photogrammetrische Rekonstruktion von 3D-Oberflächen eingesetzt wird, ist ungeeignet, denn die Abbildungen der Partikel im Volumen aus Sicht der beteiligten Kameras unterscheiden sich signifikant, wenn der Blickwinkel zwischen den Kameras groß gewählt wird (bis zu 90 °).

Das Zuordnungsproblem kann aber durch eine geometrische Methode gelöst werden, siehe Abbildung 2.7. Die relative Orientierung der beteiligten Bilder ist aus der Kalibrierung bekannt, wodurch sich der korrespondierende Suchbereich für einen beliebigen Bildpunkt P_1 eines Referenzbildes I_1 im Nachbarbild I_2 theoretisch auf die Epipolarlinie k_{12} beschränkt. Kennt man die Tiefenausdehnung des Messvolumens reduziert sich der Suchbereich weiter auf ein Liniensegment von k_{12} . Wegen Unsicherheiten und Restfehler bei der Kalibrierung kommen alle Punkte als Kandidaten in Frage, die maximal den Abstand ε zur Linie k_{12} haben. In Abhängigkeit der Anzahl der Punkte in den Bildern und der Fläche des Suchbereichs kommt es unweigerlich zu Mehrdeutigkeiten bei der Zuordnung. Eindeutige Zuordnungen unter Verwendung eines Stereoaufnahmesystems sind nur dann zu realisieren, wenn wenige Punkte in den Bildern vorkommen.

2.3 Prinzipieller Ablauf der PTV am Beispiel eines 3-Kamerasystems

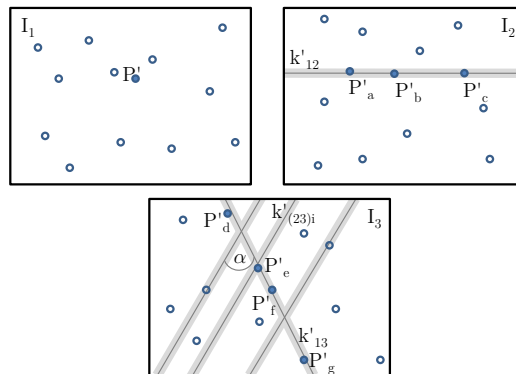


Abbildung 2.7: Zuordnung in einem Bildpaar (nach [Maa92a]).

Ist der Einsatz von mehr als zwei Kameras möglich, beschränkt sich die Suche auf einen Bereich um Epipolarlinienschnitte. Das Prinzip wird in Abbildung 2.8 am Beispiel unter Verwendung von drei Kameras gezeigt. Ausgehend von P' in Bild I_1 werden die zugehörigen Epipolarlinien k_{12} und k_{13} in den Bildern I_2 und I_3 konstruiert. Homologe Punkte zu P' sind nicht eindeutig bestimmbar, denn es gibt Mehrdeutigkeiten sowohl in Bild I_2 (P'_a, P'_b, P'_c) als auch in Bild I_3 (P'_d, P'_e, P'_f, P'_g). Diese können größtenteils aufgelöst werden, indem in Bild I_3 zusätzlich die Epipolarlinien $k_{(23)i}$ (mit $i = a, b, c$) der Kandidaten aus Bild I_2 konstruiert werden. Die Kandidaten aus Bild I_3 reduzieren sich nun auf die Punkte, die in der Nähe der Linienschnitte mit k_{13} liegen. In der dargestellten Situation erfüllt diese Bedingung nur P'_e und ist der gesuchte homologe Punkt in Bild I_3 . Aufgrund der an diesem Schnittpunkt beteiligten Epipolarlinie $k_{(23)b}$ ist P'_b der homologe Punkt in Bild I_2 .

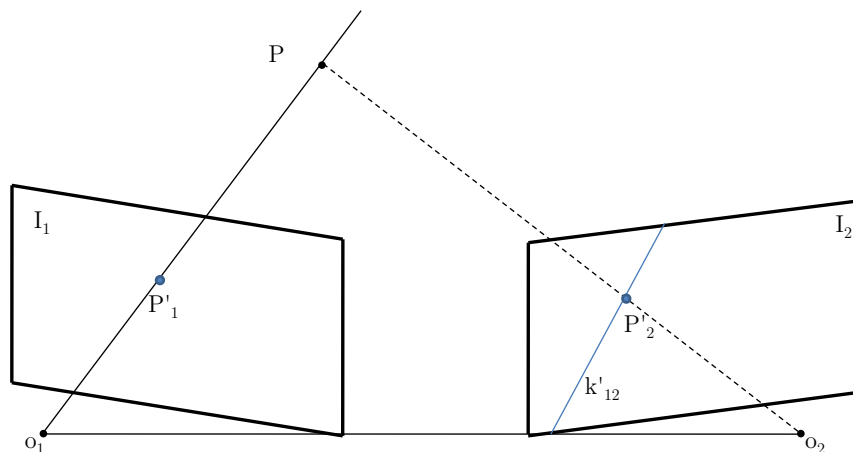


Abbildung 2.8: Zuordnung in einem Bildtripel (nach [Maa92a]).

Die Anzahl zu erwartender Mehrdeutigkeiten während der Zuordnung mit Hilfe der Methode des Epipolarlinienschnittes lässt sich durch folgende Formel (s. [Maa92a]) berechnen:

$$N_a = \frac{4 \cdot (n^2 - n) \cdot \varepsilon^2}{F \cdot \sin \alpha} \cdot \left(1 + \frac{b_{12}}{b_{23}} + \frac{b_{13}}{b_{12}} \right) \quad (2.3)$$

mit

n Anzahl der Punkte (Partikel) im Bild

F Bildfläche

α Winkel zwischen Epipolarlinien

ε Breite des Suchbereichs

b_{xy} Abstand der Projektionszentren x und y (Basislänge)

Die wenigsten Mehrdeutigkeiten sind zu erwarten, wenn die Projektionszentren der Kameras ein gleichseitiges Dreieck aufspannen, so dass $b_{12} = b_{13} = b_{23}$ und $\alpha = 60^\circ$.

Über die Bildkoordinaten der wahrscheinlichsten Zuordnungen der beteiligten Ansichten lassen sich nun mit Hilfe des Vorwärtsschrittes Objektpunktkoordinaten berechnen. Um diese im Falle von Mehrdeutigkeiten zu verifizieren, werden sie wieder in die Bilder zurückprojiziert. Dabei werden nur Objektpunkte akzeptiert, deren Rückprojektionen auf die entsprechenden Partikelabbildungen fallen.

2.3.4 Tracking

Die Mehrbildzuordnung und deren photogrammetrische Auswertung liefert die 3D-Koordinaten aller Partikel über die gesamte Bildfolge. Das Ziel des Trackings besteht nun darin, die Korrespondenz zwischen Partikelpositionen aufeinanderfolgender Epochen herzustellen, um daraus Trajektorien bzw. Partikelbahnen abzuleiten. Für das Tracking existieren verschiedene Herangehensweisen und Algorithmen.

Zur Beschreibung der nachfolgenden Tracking-Algorithmen wird die Position eines Partikels i in Epoche t durch die Notation \mathbf{x}_i^t ausgedrückt. Beim Tracking wird versucht zu jeder Position \mathbf{x}_i^t die Position \mathbf{x}_j^{t+1} in der nächsten Epoche zu finden, welche den Ort desselben Partikels darstellt. Für jede mögliche paarweise Zuordnung $(\mathbf{x}_i^t, \mathbf{x}_j^{t+1})$ werden abhängig vom verwendeten Algorithmus die Kosten C_{ij}^t berechnet. Ein optimaler Tracking-Algorithmus würde nun die Par-

2.3 Prinzipieller Ablauf der PTV am Beispiel eines 3-Kamerasystems

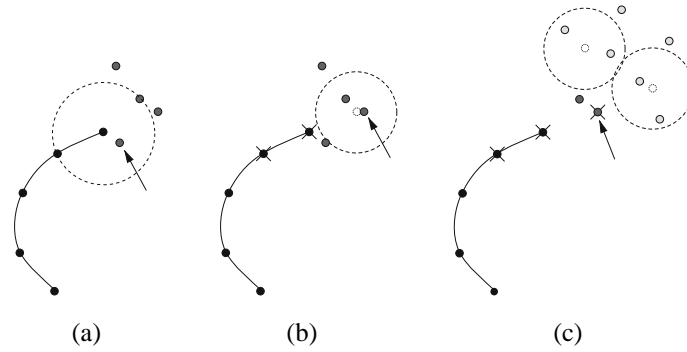


Abbildung 2.9: Verschiedene Möglichkeiten des Tracking (Darstellungen nach [Oue06]): **(a)** Methode des nächsten Nachbarn, **(b)** Methode der geringsten Beschleunigung und **(c)** Methode der geringsten Beschleunigungsänderung. Schwarze durch Linien verbundene Kreise stellen Positionen dar, die schon einer Trajektorie zugeordnet wurden. Dunkelgraue Kreise entsprechen Positionen der nächsten Epoche und hellgraue Kreise entsprechen Positionen der übernächsten Epoche. Gestrichelte Kreise stehen für vorhergesagte Positionen. Kreise mit Kreuz kennzeichnen Positionen, die für die Vorhersage genutzt werden. Pfeile zeigen auf die Positionen, die schließlich in die Trajektorie aufgenommen werden.

tikelpositionen aller Epochen so miteinander verknüpfen, dass die Summe der Kosten minimal wird:

$$\mathbf{C} = \sum_t \sum_i \sum_j C_{i,j}^t \rightarrow \min \quad (2.4)$$

Ein solches Zuordnungsproblem ist mehrdimensional und im Allgemeinen nicht in Polynomialzeit lösbar [Vee03]. Aus diesem Grund wird eine Näherungslösung bestimmt, für die zum einen die Anzahl der Epochen begrenzt ist, über die \mathbf{C} optimiert wird. Weiterhin wird die Anzahl der \mathbf{x}_j^{t+1} eingeschränkt, welche als mögliche Kandidaten einer Zuordnung zu \mathbf{x}_i^t betrachtet werden müssen, durch den Weg, den ein Partikel von Epoche zu Epoche maximal zurücklegen kann. Die folgenden grundlegenden Tracking Methoden (siehe oben Abbildung 2.9) unterscheiden sich in der Art und Weise, wie die Kosten $C_{i,j}^t$ berechnet werden, was auch die Heuristik der Methoden widerspiegelt:

1. *Methode des nächsten Nachbarn:* Die Position \mathbf{x}_i^t wird in Epoche $t+1$ als Referenzposition genutzt. Die Kosten errechnen sich somit aus dem Abstand der Punkte zwischen Epoche t und Epoche $t+1$:

$$C_{i,j}^t = \|\mathbf{x}_j^{t+1} - \mathbf{x}_i^t\| \quad (2.5)$$

Es werden nur Positionen betrachtet, die innerhalb eines bestimmten Radius (z.B. die Entfernung, die ein Partikel bei angenommener Höchstgeschwindigkeit von einer Epoche zur nächsten zurücklegt) zur Referenzposition liegen.

2. *Methode der geringsten Beschleunigung*: Hier wird zunächst eine Referenzposition $\tilde{\mathbf{x}}_i^{t+1}$ für das Partikel in Epoche $t + 1$ geschätzt mit Hilfe des Geschwindigkeitsvektors $\tilde{\mathbf{v}}_i^t$, der sich wiederum aus einer schon bekannten Position aus der Epoche $t - 1$, \mathbf{x}_i^t und dem zeitlichen Abstand Δt zwischen zwei Epochen berechnen lässt:

$$\tilde{\mathbf{x}}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + \tilde{\mathbf{v}}_i^t \Delta t. \quad (2.6)$$

Die Kosten $C_{i,j}^t$ werden für alle Partikel berechnet, die sich im Umkreis eines bestimmten Radius von $\tilde{\mathbf{x}}_i^{t+1}$ befinden.

$$C_{i,j}^t = \frac{\|\mathbf{x}_j^{t+1} - 2\mathbf{x}_i^t + \mathbf{x}_i^{t-1}\|}{2\Delta t^2}. \quad (2.7)$$

Zu Beginn einer Trajektorie liegt natürlich noch keine Information über die Position der Epoche $t - 1$ vor, deshalb kann beispielsweise die erste Zuordnung mit Hilfe der *Methode des nächsten Nachbarn* bestimmt werden. Eine Alternative dazu ist die Betrachtung der Partikel der Umgebung, die schon Trajektorien zugewiesen worden sind, um auf Grundlage dieser Information eine Referenzposition $\tilde{\mathbf{x}}_i^{t+1}$ zu schätzen [Mal93].

3. *Methode der geringsten Beschleunigungsänderung*: Die Partikelposition in Epoche $t + 1$ wird zunächst nach Methode 2 geschätzt. Zu jedem Partikel innerhalb des Suchbereichs wird zusätzlich eine Vorhersage über Position $\tilde{\mathbf{x}}_i^{t+2}$ der Epoche $t + 2$ getroffen und nur die Partikel innerhalb des Suchbereichs betrachtet [Dra96]:

$$\tilde{\mathbf{x}}_i^{t+2} = \mathbf{x}_i^t + \tilde{\mathbf{v}}_i^t(2\Delta t) + \tilde{\mathbf{a}}_i^t(2\Delta t)^2. \quad (2.8)$$

Dabei ist $\tilde{\mathbf{a}}_i^t$ der Beschleunigungsvektor bzw. die Änderung des Geschwindigkeitsvektors. Demnach ist die beste Zuordnung in Epoche $t + 1$ das Partikel, das die kleinste Beschleunigungsänderung von Epoche $t + 1$ zu Epoche $t + 2$ erfährt:

$$C_{i,j}^t = \frac{\|\mathbf{x}_j^{t+2} - 2\mathbf{x}_j^{t+1} + \mathbf{x}_j^t\| - \|\mathbf{x}_j^{t+1} - 2\mathbf{x}_i^t + \mathbf{x}_i^{t-1}\|}{2\Delta t^2}. \quad (2.9)$$

2.3 Prinzipieller Ablauf der PTV am Beispiel eines 3-Kamerasystems

Ergibt sich die Situation, dass mindestens zwei Partikel aus Epoche $t + 1$ im selben Maße demselben Partikel in Epoche t zugeordnet werden können ($C_{i,j}^t = C_{k,j}^t$ mit $i \neq k$), so stellt diese einen Konflikt dar. Da die Kosten in erster Linie für Partikelzuordnungen zwischen zwei Epochen t und $t + 1$ berechnet werden, ist das Zuordnungsproblem nun zweidimensional. Konflikte lassen sich dann durch Minimieren der Gesamtkosten $\sum_{ij} C_{i,j}^t$ behandeln. Eine Erweiterung des *Munkres-Algorithmus*, auch als *Ungarische Methode* bekannt, kann beispielsweise zur effizienten Lösung des zweidimensionalen Zuordnungsproblems verwendet werden [Bou71]. Ein anderer Weg im Umgang mit solchen Konflikten besteht darin, die Trajektorie an der Position \mathbf{x}_i^t in Epoche t einfach abzuschließen und mit dem Aufbau neuer Trajektorien an den konkurrierenden Positionen in Epoche $t + 1$ zu beginnen [Oue06, Xu08].

Die oben etwas näher beschriebenen Methoden zur Trajektoriengenerierung repräsentieren nur einen begrenzten Bereich aus dem breiten Spektrum existierender Lösungsansätze. In [Kla05] wird z.B. als rekursives modellbasiertes Schätzverfahren das Kalman-Filter verwendet. Die Vorhersage der Referenzposition erfolgt hier auf der Grundlage eines Bewegungsmodells und spezifizierten Zustandsgrößen (Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung) über *alle* Epochen einer Trajektorie. Statt nur eine Trajektorie zur Prädiktion ihrer Fortsetzung zu nutzen, betrachten andere Autoren [Ruh04, Ruh06] die Energie im Strömungsfeld, die für eine bestimmte Partikelverschiebung aufgebracht werden muss. Dazu wird das Energiefunktional global für das gesamte Messvolumen berechnet und mit Hilfe eines Variationsansatzes minimiert. Zudem lassen sich auf der Variationsrechnung basierende Techniken auch für den Prozess der Regularisierung verwenden. In [Vla09] wird diesbezüglich ein Variationsansatz vorgestellt, der lokale Zuordnungsverfahren mit globalen Glattheitsfunktionalen (bzgl. der Ähnlichkeit benachbarter Trajektorien) auf der Basis physikalischen Vorwissens kombiniert und die Rekonstruktion hochaufgelöster Strömungsfelder aus lückenhaften und verrauschten Datensätzen ermöglicht.

3 Verbesserung der PTV durch Einteilung in identifizierbare Partikelgruppen

In der Einleitung wurde kurz der Nutzen zum Einsatz verschiedenfarbiger Partikel für die Particle Tracking Velocimetry erläutert. Demnach lässt sich die Anzahl n der zu verfolgenden Partikel in Abhängigkeit der Anzahl der verwendeten Farben in c Partikelgruppen unterteilen. Unterstellt man eine Gleichverteilung der unterschiedlichen Partikel im Gemisch, so beträgt die Anzahl der Partikel innerhalb einer Gruppe $n_c = n/c$. Speziell die *Mehrbildzuordnung* als auch die zeitliche Zuordnung der Partikel über die Epochen der Messung beim *Tracking* werden aufgrund der geringeren Partikelkonzentration vereinfacht, wenn die einzelnen Partikelgruppen separat betrachtet werden. Der Umfang der Vereinfachung wird in den beiden folgenden Abschnitten quantifiziert.

3.1 Reduzierung von Mehrdeutigkeiten bei der Mehrbildzuordnung

Ein signifikantes Problem ist das Auftreten von Mehrdeutigkeiten bei der Suche nach korrespondierenden Partikelabbildungen in den verschiedenen Kameraansichten für die Rekonstruktion der räumlichen Lage. Die Wahrscheinlichkeit dafür steigt mit der Anzahl der Partikel im Messvolumen. Die Korrespondenzen zwischen den Ansichten werden, wie in Abschnitt 2.3.3 erläutert, mit Hilfe der Epipolarometrie ermittelt. Werden drei Kameras verwendet, reduziert sich demnach die Suche auf eine Umgebung der Schnittpunkte sich kreuzender Epipolarlinien. Eine Schätzung über die Anzahl der zu erwartenden Mehrdeutigkeiten lässt sich nach Gleichung 2.3 berechnen. Geht man von einer optimierten Kameraanordnung aus, so dass die Abstände zwischen den Projektionszentren gleich sind ($b_{12} = b_{13} = b_{23}$) und in der Ebene ein

3 Verbesserung der PTV durch Einteilung in identifizierbare Partikelgruppen

gleichseitiges Dreieck aufspannen, vereinfacht sich diese Gleichung zu:

$$N_a = \frac{12 \cdot (n^2 - n) \cdot \varepsilon^2}{F \cdot \sin \alpha} \quad (3.1)$$

mit

n Anzahl der Punkte (Partikel) im Bild

F Bildfläche

α Winkel zwischen Epipolarlinien

ε Breite des Suchbereichs

Offensichtlich steigt die Anzahl der Mehrdeutigkeiten im Quadrat zur Anzahl der Tracer. Erfolgt die Mehrbildzuordnung nun getrennt bezüglich der Aufteilung der Partikel nach Farbe in Partikelgruppen, so ergibt sich die Anzahl der Mehrdeutigkeiten pro Gruppe, indem n durch $n_c = n/c$ ersetzt wird:

$$N_{ac} = \frac{12 \cdot (n_c^2 - n_c) \cdot \varepsilon^2}{F \cdot \sin \alpha} \quad (3.2)$$

Theoretische Ergebnisse aus Berechnungen nach Gleichung 3.2 für bis zu $c = 6$ Farbklassen und drei unterschiedliche Konzentrationen ($n = 500, 1000, 1500$) sind in Tabelle 3.1 aufgeführt und als Diagramm in Abbildung 3.1 dargestellt. Dafür wurde von folgender Parametrisierung ausgegangen: $F = 1280 \times 1024$ Pixel, $\alpha = 60^\circ$ und $\varepsilon = 1$ Pixel. Die Anzahl der Mehrdeutigkeiten pro Partikelgruppe nimmt logarithmisch mit der Anzahl der verwendeten Farben ab. Werden z.B. drei unterschiedliche Farben verwendet, so reduziert sich die Anzahl der Mehrdeutigkeiten schon um 90%.

Tabelle 3.1: Schätzung zu erwartender Mehrdeutigkeiten nach Gleichung (3.2), siehe auch Abb. 3.1.

c	1	2	3	4	5	6
$N_{ac}(c, n = 500)$	2.64	0.66	0.29	0.16	0.10	0.07
$N_{ac}(c, n = 1000)$	10.56	2.64	1.17	0.66	0.42	0.29
$N_{ac}(c, n = 1500)$	23.77	5.94	2.64	1.48	0.95	0.66

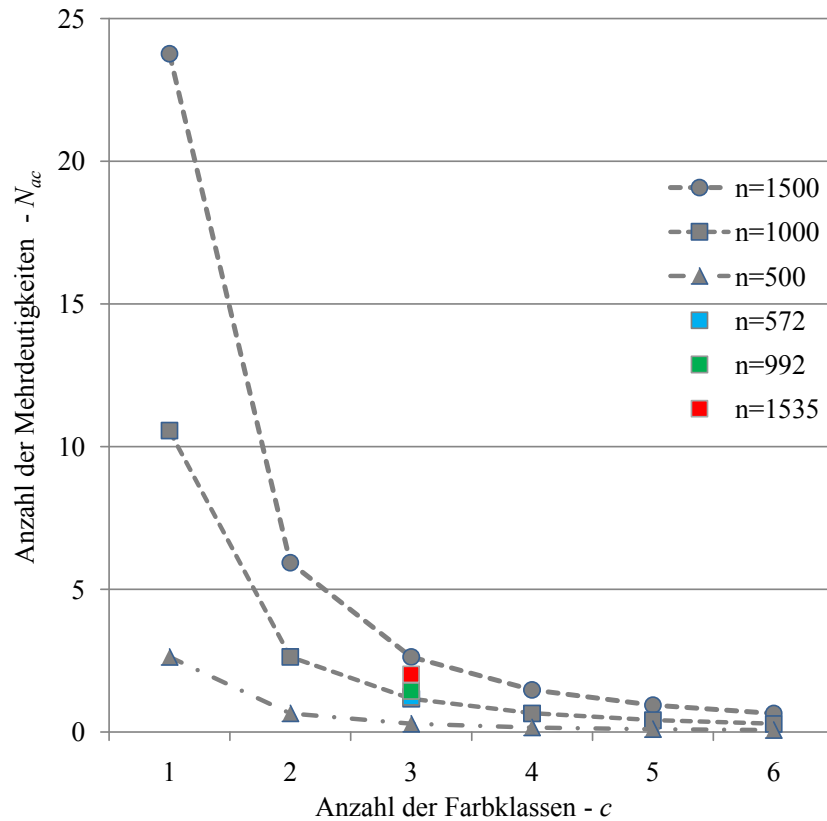


Abbildung 3.1: Theoretische Reduzierung von Mehrdeutigkeiten bei Einsatz von bis zu sechs Farbklassen (siehe Tabelle 3.1). Zum Vergleich sind auch real beobachtete Werte bei unterschiedlicher Partikeldichte eingetragen ($n=572, 952, 1535$) unter Verwendung von drei Farbklassen (siehe Tabelle 6.9).

3.2 Vorteile bei der zeitlichen Zuordnung

Zur Quantifizierung der Schwierigkeit des Trackings wird in [Mal93] der Parameter ρ eingeführt. Er berechnet sich aus dem Verhältnis des mittleren Abstands Δ_0 der Partikel untereinander innerhalb einer Epoche und der durchschnittlichen Distanz Δr , welche die Partikel zwischen zwei Epochen aufgrund ihrer Geschwindigkeit zurücklegen können:

$$\rho = \frac{\Delta_0}{\Delta r} \quad (3.3)$$

Der mittlere Abstand Δ_0 ist abhängig von der Größe des Messvolumens V und der Anzahl n , der darin befindlichen Partikel:

$$\Delta_0 = \left(\frac{V}{n}\right)^{1/3} \quad (3.4)$$

3 Verbesserung der PTV durch Einteilung in identifizierbare Partikelgruppen

Je kleiner der Parameter ρ , desto schwieriger ist das Tracking-Problem. Zur Orientierung wird in [Mal93] unter Verwendung der darin vorgeschlagenen Tracking-Methode auf synthetische Daten gezeigt, dass die Zuverlässigkeit der zeitlichen Zuordnung der Partikelpositionen rapide abnimmt, sobald der Wert unter 3 fällt. Abbildung 3.2 zeigt, wie sich eine Reduzierung der Partikelkonzentration durch die Einteilung in bis zu 6 Farbgruppen auf den Parameter ρ auswirkt. Generell wird das Tracking durch den Einsatz mehrerer Partikelsorten erleichtert, allerdings verringert sich auch der Einfluss auf die Größe ρ mit zunehmender Anzahl der verwendeten Farben.

Das Aussehen des Graphen in Abbildung 3.2 hängt unmittelbar von der Änderung des Partikelabstands Δ_0 im Messvolumen ab, wenn die Anzahl der betrachteten Partikel innerhalb einer Partikelgruppe unter Verwendung von mehr Farben kleiner wird. Zum Verständnis soll das folgende Rechenbeispiel dienen: Befinden sich 1000 Partikel in einem Messvolumen von 5000 mm^3 , so beträgt der mittlere Abstand zwischen ihnen nach Gleichung 3.4 etwa 1.71 mm. Halbiert sich beispielsweise die Anzahl der Partikel dagegen auf 500, so verdoppelt sich nicht der Abstand Δ_0 , sondern er vergrößert sich auf nur 2.15 mm.

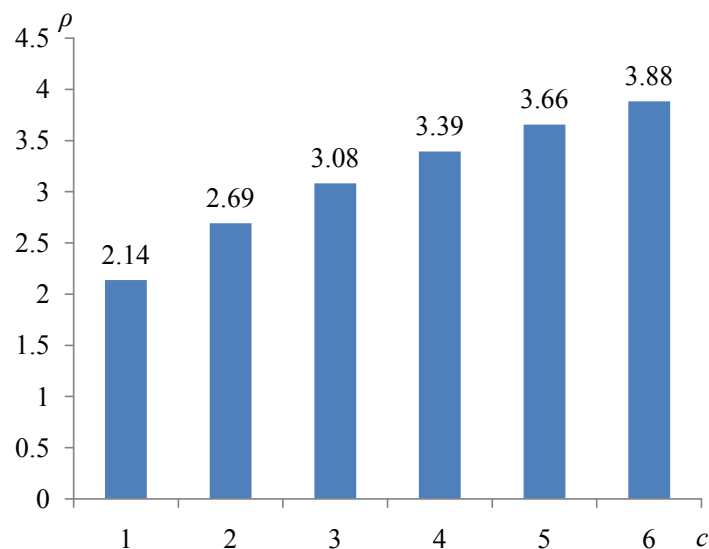


Abbildung 3.2: Schwierigkeit des Trackings ausgedrückt durch den Parameter ρ . Je kleiner der Wert, umso schwieriger ist das Tracking. ($n = 1000, V = 5000 \text{ mm}^3, \Delta r = 0.8 \text{ mm}$).

3.3 Schlussfolgerungen für den Einsatz farbiger Tracer

Die Analyse zum Nutzen des Einsatzes mehrerer Farben in Bezug auf die Probleme der räumlichen und zeitlichen Zuordnung zeigt, dass diese sehr wohl vereinfacht werden. Allerdings verringern sich die positiven Effekte mit zunehmender Farbanzahl, so dass diese für den sinnvollen Einsatz limitiert ist. Die Verwendung von mehr als sechs Sorten unterschiedlich gefärbter Partikel führt voraussichtlich nur zu geringen Verbesserungen.

4 Versuchsaufbau

4.1 Wahl der Partikel

Eine aufwendige Vorstudie wurde zur Identifizierung geeigneter Partikel hinsichtlich von PTV-Messungen durchgeführt. Nach vielen Tests mit einfarbbaren Partikelsorten, die auf dem Markt verfügbar sind, haben sich die EMS-Partikel (Expanded Micro Spheres) mit einem Durchmesser von 20 μm als sehr vielversprechend herausgestellt und wurden ausschließlich im Rahmen dieser Arbeit verwendet. Die ursprünglich weißen Partikel wurden durch folgende Technik eingefärbt.

Eine kleine Menge (70 mg) der Partikel wird in einen Behälter mit 4 cm^3 Fassungsvermögen gegeben. Dazu kommt 250 mg Farblösung, die zu 50 % aus Edding T25 (rot, grün oder blau) und 50 % Ethanol besteht. Das Ethanol verursacht eine hellere Farbe im Vergleich zur Verwendung des unverdünnten Farbstoffs. Die Farblösung und die Partikel werden dann vorsichtig mit Hilfe eines Spatels vermengt. Dabei ist auf eine möglichst homogene Einfärbung zu achten, was allerdings nicht zu 100 % zu gewährleisten ist. Danach werden die gefärbten Partikel unter dreimaligem Wenden auf Pappe als Unterlage getrocknet. Zum Schluß werden die Partikel gesiebt. Das Sieben bei einer Maschengröße von 25 μm verhindert das Verklumpen der Partikel.

Für Untersuchungen zu den physikalischen Eigenschaften der Partikel speziell zum Folgeverhalten in der Strömung, sei an dieser Stelle auf Anhang A verwiesen. Die Wahl der EMS-Partikel stellt einen Kompromiss dar: Aufgrund ihres geringen Durchmessers lassen sie sich gerade noch in den Bildaufnahmen detektieren, wobei sie ein adäquates Folgeverhalten aufweisen. Bei der Wahl eines größeren Durchmessers, erhöht sich zwar ihre Erkennbarkeit, jedoch sind sie dann aufgrund ihrer größeren Masse nicht mehr geeignet auf plötzliche Änderungen der Strömung rechtzeitig zu reagieren.

4.2 Kameras und Beleuchtung

Für die Aufnahme der Bildsequenzen werden drei Ein-Chip-Farbkameras des Typs A504kc von Basler eingesetzt. Die höchstmögliche Aufnahmegeschwindigkeit beträgt 500 Hz bei voller Auflösung von 1280×1024 Pixel. Weiterhin sind die Kameras mit verzeichnungsarmen 75 mm Objektiven ausgestattet. Der Abstand zum Beobachtungsfenster beträgt ca. 20 cm und der Abbildungsmaßstab beträgt etwa 1:2. Die Synchronisation der Kameras erfolgt über die durch ein Triggerkabel verbundenen Framegrabber-Karten. Für ausreichende Beleuchtung sor-

Tabelle 4.1: Spezifikationen zu Beleuchtung und Kameras.

4 DEDOCOOL Leuchtköpfe			
Farbtemperatur (K)	5300 (Halogen + Taglichtfilter)		
Abstand (cm)	20	30	40
Beleuchtungsstärke (Lux)	2.4×10^6	1.1×10^6	0.58×10^6
Footcandle	222 000	105 000	54 000
Beleuchtungsfläche <i>Durchmesser</i> (cm)	6.5	7	9
3 synchronisierte BASLER A-504kc Kameras			
Sensorelement (μm)	12×12	Bayer-Pattern	G-R/B-G
CMOS-Sensorgröße (mm)	15.36×12.29	Auflösung	1280×1024
Blendenzahl	11	Objektstand (cm)	$\simeq 15$
Brennweite (mm)	75	Tiefenschärfe (mm)	$\simeq 6$
Aufnahmefrequenz (Hz)	500	Belichtungszeit (ms)	0.8 bis 1

gen vier leistungsstarke Halogenleuchtköpfe mit einer Beleuchtungsstärke von je einer Million Lux auf 30 cm Entfernung. Die Leistung der Leuchtköpfe für verschiedene Arbeitsabstände sind in Tabelle 4.1 aufgeführt. Jeder von ihnen ist mit einem Taglichtfilter ausgestattet, der zusätzlich durch einen Heat-Mirror vor zu hoher Wärmestrahlung geschützt ist. Das resultierende Beleuchtungsspektrum entspricht etwa dem einer Lichtquelle mit einer Farbtemperatur von 5.300 K (Taglicht). Durch die Filterkombination, die aktiv über Schläuche mit Luft gekühlt werden, erreicht keine Infrarotstrahlung die Messstrecke. Dadurch wird die Strömung im Windkanal nicht durch Hitze beeinflusst, zudem gibt es keine Infrarotstrahlung, die am Beobachtungsfenster reflektiert und von den Kamerasensoren erfasst werden könnte.

Es wurden auch andere Beleuchtungen untersucht wie LED-Leuchtköpfe und Stroboskop-Blitzlampen. Der Vorteil dieser Lampen besteht darin, dass sie mit der Aufnahmefrequenz der Kameras getriggert werden können. Leider hat sich gezeigt, dass die getesteten LED-Systeme nicht die erforderliche Helligkeit liefern. Der Einsatz von Stroboskop-Blitzlampen eignet sich nur für niedrige Aufnahmefrequenzen (ca. 20 Hz). Abbildung 4.1 zeigt die Anordnung der Kameras und die der verwendeten Leuchtköpfe.

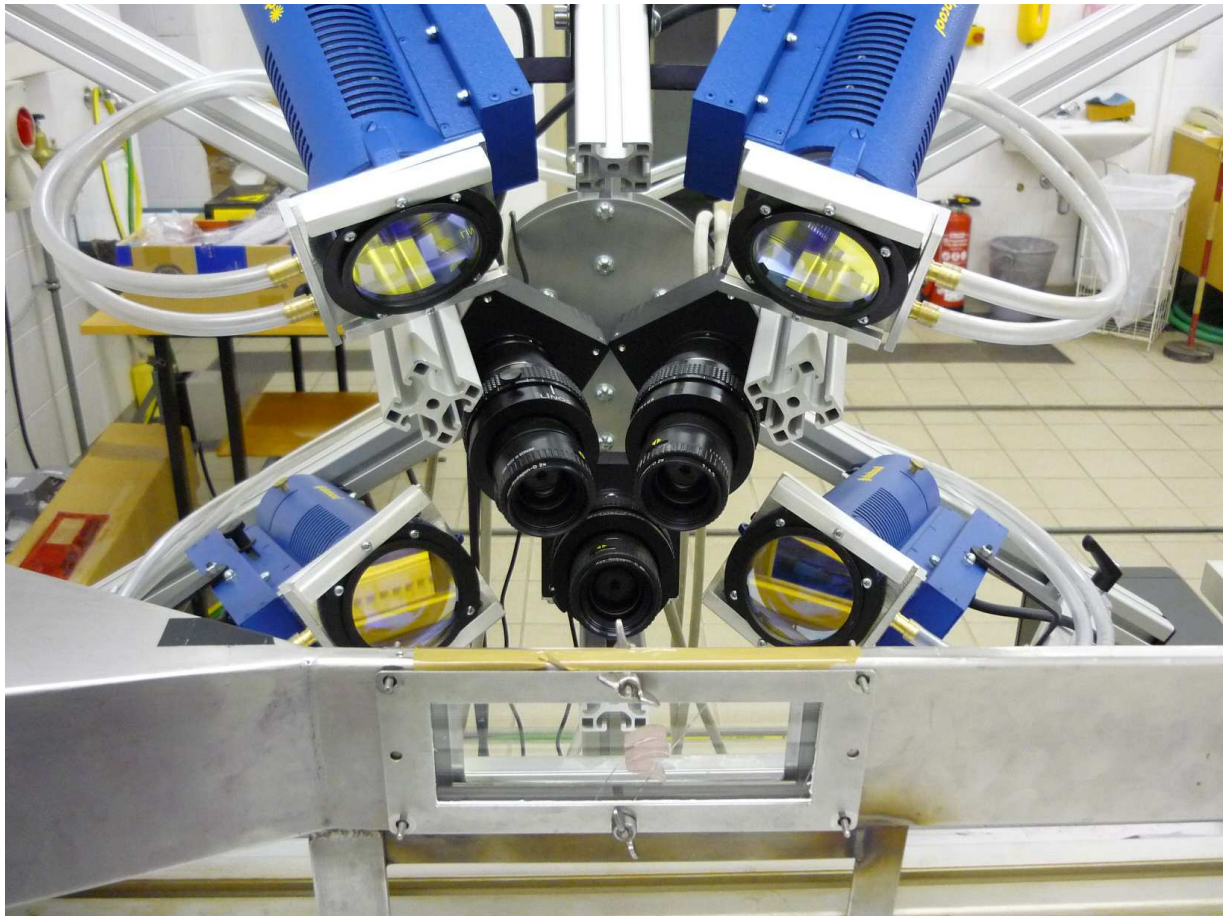


Abbildung 4.1: Versuchsaufbau. Im Vordergrund befindet sich der Sichtbereich des Windkanals. Die drei Kameras dahinter sind auf das Zentrum des Beobachtungsbereichs fixiert. Die verwendeten Halogenlampen sind mit Tageslicht-Filtern ausgestattet und müssen aktiv über die Schläuche mit Luft gekühlt werden.

4.2.1 Optische Grenzen

Während der maximale Durchmesser geeigneter Partikel ($\approx 20 \mu\text{m}$) durch das Folgeverhalten der Partikel in der Strömung bestimmt wird (siehe A.2), ergibt sich die untere Grenze aus optischen Gesetzmäßigkeiten. Dies betrifft insbesondere die Größe der Partikelabbildung auf dem Sensor. Damit später die Farbklassenzugehörigkeit eines bestimmten Partikels ermittelt werden kann, muss die Abbildung auf dem Sensor größer als ein Pixel sein. Aufgrund des dafür benö-

4 Versuchsaufbau

tigten Abbildungsmaßstabes ergibt sich zudem eine Tiefenbegrenzung für das Messvolumen. Im folgenden wird auf diese optischen Grenzen eingegangen.

Schärfentiefenbereich

Die Schärfentiefe z_{st} gibt die Ausdehnung des Bereichs im Objektraum an, in dem ein Objektpunkt vom optischen System noch scharf auf die Bildebene abgebildet wird. Sie ist abhängig vom Bildmaßstab M , der Blendenzahl $f_{\#}$ und auch von der Wellenlänge λ [Adr91]:

$$z_{st} = 4 \left(1 + M^{-1}\right)^2 f_{\#}^2 \lambda. \quad (4.1)$$

Bei einem Bildmaßstab $M = 0.5$ und einer Blendenzahl $f_{\#} = 11$ entspricht der Schärfentiefenbereich für das sichtbare Spektrum des Lichts ($\lambda = 380 \dots 780 \text{ nm}$) nur etwa 2 bis 3 mm. Überschreitet ein Partikel den Bereich der Schärfentiefe, so resultiert daraus eine Unschärfe: der Durchmesser der Partikelprojektion vergrößert sich (an der Grenze des Schärfentiefebereichs beträgt die Vergrößerung 20 % gegenüber dem Durchmesser in der Fokusebene), wobei die Abbildung an Intensität verliert. Da der Schwerpunkt einer Partikelabbildung erhalten bleibt, kann Unschärfe toleriert werden, so dass die Bestimmung der Partikelpositionen auch in einem Messvolumen mit größerer Tiefenausdehnung erfolgen kann.

Beugungseffekte

Der Durchmesser d_I der Partikelabbildung unterliegt neben dem realen Partikeldurchmesser d_p und dem Abbildungsmaßstab M auch dem Durchmesser der Punktantwort des optischen Systems d_s , welcher wiederum von der Blendenzahl $f_{\#}$ und der Wellenlänge des Lichts λ abhängt. Die Punktantwort eines fehlerfreien Objektivs mit Lochblende entspricht der Abbildung einer Scheibe, die von konzentrischen Ringen umgeben ist und wird auch als Beugungsscheibchen oder *Airy-Scheibchen* bezeichnet (siehe Abbildung 4.2). Ihr Intensitätsverlauf I_{Airy} wird mit Hilfe der Bessel-Funktion¹ erster Gattung und erster Ordnung J_1 modelliert:

$$I_{Airy}(\beta) = I_0 \left[\frac{2J_1(\pi\beta)}{\pi\beta} \right]^2 \quad (4.2)$$

¹Spezielle Funktion aus der mathematischen Physik, benannt nach dem Wissenschaftler Friedrich Wilhelm Bessel:

$$J_n(x) = \sum_{r=0}^{\infty} \frac{(-1)^r \left(\frac{x}{2}\right)^{2r+n}}{\Gamma(n+r+1)r!} \quad \text{mit } \Gamma(t) = (t-1)!$$

mit

$$\beta = \frac{D}{k\lambda} r \geq 0. \quad (4.3)$$

Hierbei entspricht D der Blendenöffnung, k ist der Abstand von Blende zur Bildebene und r steht für die radiale Koordinate auf der Bildebene.

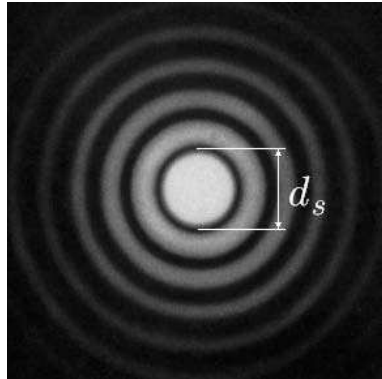


Abbildung 4.2: Die Intensitätsverteilung des Beugungsbildes entspricht der Punktantwort eines Objektivs mit kreisförmiger Blendenöffnung. Die Scheibe (oder auch *Airy – Scheibchen*) in der Mitte enthält etwa 84 % der gesamten Strahlungsintensität. Durch die logarithmische Wichtung der Intensitätswerte sind auch die Nebenmaxima als konzentrische Kreise erkennbar.

Der Einfluss von d_s auf die Abbildungsgröße wird umso größer, je kleiner der reale Partikeldurchmesser d_p ist und kann für Werte unter $50 \mu\text{m}$ nicht vernachlässigt werden. Der Durchmesser d_s wird aus der ersten Nullstelle (siehe Abbildung 4.2) der Airy-Funktion bestimmt [Adr91, Mei99]:

$$d_s = 2.44 (1 + M) f_{\#} \lambda \quad (4.4)$$

Alle Punktbildfunktionen der Objektpunkte des Partikels überlagern sich und ergeben die Abbildung auf dem Sensor. Der Durchmesser der Abbildung entspricht

$$d_I = \sqrt{M^2 d_p^2 + d_s^2}. \quad (4.5)$$

Die theoretischen nach (4.5) berechneten Abbildungsdurchmesser der verwendeten EMS-Partikel mit Realdurchmessern von $20 \mu\text{m}$ bzw. $70 \mu\text{m}$ sind in Abhängigkeit der Wellenlänge in Tabelle 4.2 aufgeführt. Hier wird deutlich, dass aufgrund der Punktantwort des optischen Systems der

Durchmesser der Abbildung sehr kleiner Partikel größer ist, als der verwendete Abbildungsmaßstab von $M = 0.57$ vermuten lässt. Zudem werden Partikel, die Licht im niedrigen Wellenlängenbereich abstrahlen, kleiner abgebildet als Partikel, die Licht im hohen Wellenlängenbereich abgeben. Die dargestellten Ergebnisse dienen hier nur zur Schätzung der Abbildungsgröße der Partikel in den Experimenten, denn die in diesem Abschnitt vorgestellten Formeln setzen eigentlich eine monochromatische Beleuchtungssituation voraus wie die Verwendung von Laserlicht einer bestimmten Wellenlänge. Da bei den durchgeführten Experimenten mit weißen Lichtquellen und gefärbten Partikeln gearbeitet wurde, besitzt in diesem Fall das einfallende Licht der Objektivseite nicht nur eine spezielle Wellenlänge sondern wird durch verschiedene Wellenlängenbereiche charakterisiert, die den Reflexionseigenschaften der Partikel entsprechen. Dennoch kann man aus Tabelle 4.2 schließen, dass blaugefärbte Partikel kleiner auf dem Kamerasensor abgebildet werden als grün- oder rotgefärbte Partikel.

Tabelle 4.2: Theoretischer Durchmesser der Partikelabbildung auf dem Sensor bei monochromatischer Beleuchtung, wobei $M = 0.57$ und $f_{\#} = 11$.

Wellenlänge	Durchmesser der Abbildung für	
	70 μm -Partikel	20 μm -Partikel
480 nm	44.73 μm	23.22 μm
530 nm	45.73 μm	25.07 μm
610 nm	47.46 μm	28.12 μm

4.3 Der Windkanal

Für die PTV-Untersuchungen müssen die zu messenden Strömungen zunächst generiert werden, wobei die gewünschten Wirbelstrukturen möglichst innerhalb des Schärfentiefenbereichs der beteiligten Kamera auftreten sollten. Diesbezüglich wurde ein Eiffel-Windkanal von ca. einem Meter Länge konstruiert. Die Konstruktionsskizze ist in Abbildung 4.3 dargestellt. Das Gebläse sorgt für einen Unterdruck im Tunnel, der über einen Regler einstellbar ist. Dadurch wird Luft am Einlass in den Windkanal gesogen. Über diesen Weg werden die Tracer in den Luftstrom gegeben. Vor dem ansaugenden Gebläse befindet sich ein Siebgewebe, das die Tracer abscheidet, die über einen Bypass wieder in den Unterdruckbereich am Eintritt der Teststrecke zugeführt werden. Die eigentliche Messstrecke ist ein rechteckiger Kanal mit Innenabmaßen von $8 \text{ mm} \times 80 \text{ mm}$ und einem herausnehmbaren innen bündig sitzenden Beobachtungsfenster. In diesen Messbereich können unterschiedliche Strömungsmuster erzeugende Elemente platziert werden. Die zu erwartenden Strömungsmuster wurden mit Hilfe der Simulationssoftware

FLUID untersucht. Drei Konfigurationen sind Teil der Arbeit. Konfiguration 1 enthält einen Satz von nicht-symmetrisch angeordneten Schaufelprofilen, die simultan innerhalb des Messvolumens starke Krümmungen der Strömungslinien, Beschleunigungen und Verwirbelungen erzeugen. Konfiguration 2 besteht aus einem einfachen Zylinder, der wohlbekannte Strömungsmuster erzeugt. Bei der dritten Konfiguration handelt es sich um einen asymmetrisch rotierenden Stab, der vollständig dreidimensionale spiralförmige Strömungen innerhalb des Untersuchungsgebietes generiert. Für die Entwicklung des PTV-Systems werden nur Strömungen mit geringen Geschwindigkeiten betrachtet. Die Erweiterung zu höheren, realistischeren Geschwindigkeiten $> 1 \text{ m/s}$ ist limitiert durch die Aufnahmegeschwindigkeit der verwendeten Kameras.

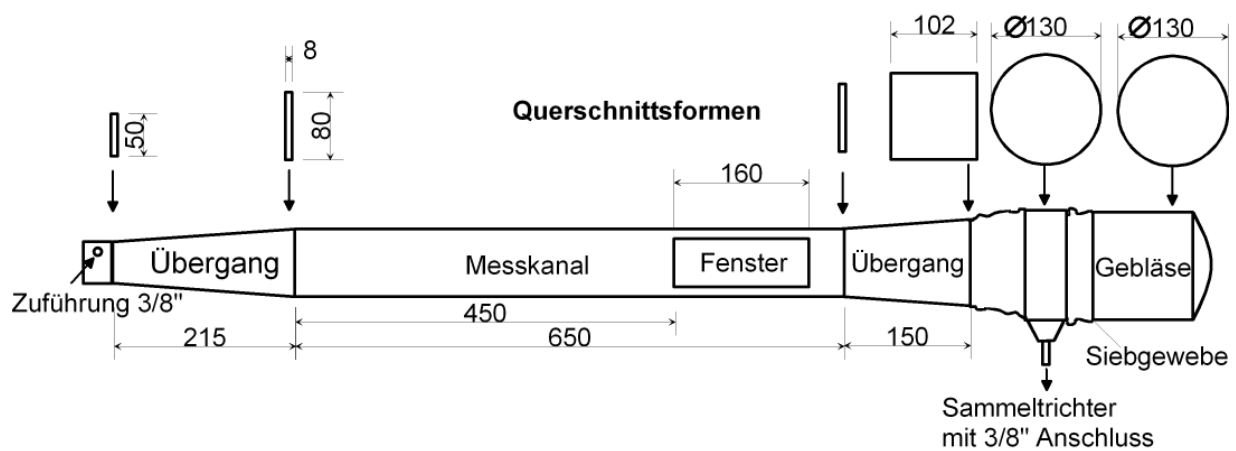


Abbildung 4.3: Konstruktionsskizze des Eiffel-Windkanals.

5 Grundlagen bezüglich des erweiterten PTV-Ansatzes

5.1 Rekonstruktion der Farbinformation aus Bayer-Sensordaten

Viele digitale Farbkameras (einschließlich der im Rahmen dieser Arbeit eingesetzten Hochgeschwindigkeitskameras) verwenden aus Platz- oder Kostengründen nur einen Chip (CCD oder CMOS) statt drei Chips für die Grundfarben Rot, Grün und Blau. Auf diesem einen Chip befinden sich lichtempfindliche Sensorelemente, die jeweils je nach Menge einfallender Photonen ein elektrisches Signal erzeugen, welches wiederum am Ende der Verarbeitungskette auf einen korrespondierenden Bildpunkt in Form eines digitalen Helligkeitswertes abgebildet wird. Da auf diese Weise nur Abstufungen von Hell und Dunkel erfasst werden können, befindet sich über jedem Sensorelement ein Farbfilter, durchlässig für rotes, grünes oder blaues Licht. Die spezielle Anordnung der verschiedenen Filter heißt Bayer-Mosaik bzw. Bayer Filter Array (Abb. 5.1), benannt nach dem Erfinder dieses Prinzips Bryce E. Bayer [Bay76]. Mikrolinsen zwischen Filter und Sensorelementen bündeln das einfallende Licht und wirken wie Tiefpassfilter zur Vermeidung unerwünschter Aliasing-Effekte aufgrund der schachbrettartigen Anordnung. Üblicherweise befinden sich auf einem Bereich von 2×2 Sensorelementen auf der Diagonalen zwei Grünfilter und der Rest der Fläche ist mit einem roten und blauen Filter belegt. Die entsprechenden Bildpunkte werden mit der Farbe bezeichnet, für die sie empfindlich sind. Die Zahl der grünen Pixel ist demnach doppelt so groß wie die der blauen und roten, wodurch die höhere Empfindlichkeit und Auflösung des menschlichen Auges gegenüber grünem Licht nachempfunden wird.

Die Sensormatrix liefert somit Grauwertbilder, welche die Intensitäten der roten, grünen und blauen Pixel enthält. Sie werden als Bayer-Rohdaten-Bilder bezeichnet. Jedes Bayer-Pixel enthält nur den Intensitätswert der Grundfarbe für die es empfindlich ist. Um einen vollständigen

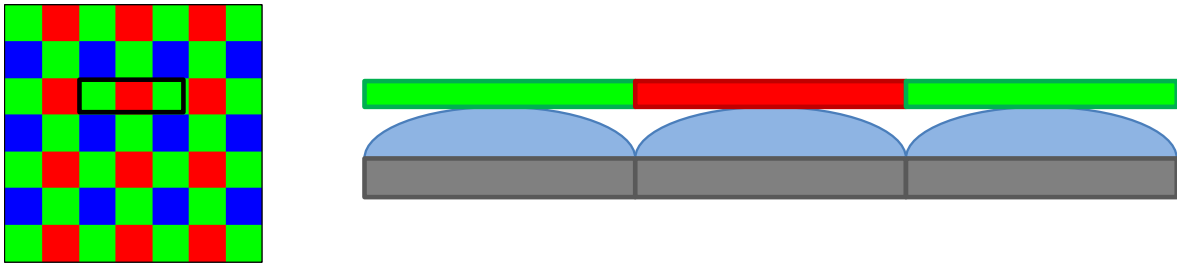


Abbildung 5.1: Typische Anordnung von Farbfiltern zu einem Bayer-Mosaik vor den Sensorelementen eines Kamerachips. Rechts wird ein Querschnitt der markierten Region dargestellt. Die obere Schicht besteht aus Farbfiltern. Vor den Sensorelementen in der unteren Schicht befinden sich Mikrolinsen zur Vermeidung von Aliasing-Effekten.

RGB-Wert zu erhalten, werden die beiden fehlenden Werte der übrigen Grundfarben aus den benachbarten Bayer-Pixeln berechnet. Dieser Prozess zur Rekonstruktion von RGB-Farbwerten aus den Rohdaten wird mit dem Begriff Demosaicing umschrieben. Dazu existiert eine Vielzahl von Algorithmen. Eine kleine Auswahl wird in den folgenden Abschnitten vorgestellt.

5.1.1 Methode des Nächsten Nachbarn

Die wohl einfachste und schnellste Methode den korrespondierenden RGB-Wert $rgb(x)$ eines Bayer-Pixels an der Stelle x zu bestimmen, besteht im simplen Kopieren der fehlenden Komponenten aus der Nachbarschaft.

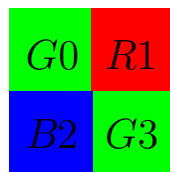


Abbildung 5.2: Bayer-Pixelblock.

In Bezug auf jeden 2×2 Pixelblock (Abb. 5.2) des Bayer-Bildes ergeben sich die RGB-Werte wie folgt:

$$rgb(0) = (R1, G0, B2) \tag{5.1}$$

5.1 Rekonstruktion der Farbinformation aus Bayer-Sensordaten

$$rgb(1) = (R1, G0, B2)) \quad (5.2)$$

$$rgb(2) = (R1, G3, B2) \quad (5.3)$$

$$rgb(3) = (R1, G3, B2) \quad (5.4)$$

Da $rgb(0) = rgb(1)$ und $rgb(2) = rgb(3)$ werden innerhalb eines solchen Blockes nur zwei verschiedene Farbwerte ermittelt. Im Ergebnis zeigen sich blockartige Strukturen und an den Grenzen homogener Flächen tritt der sogenannte Reißverschlussseffekt auf, wobei die benachbarten Flächen abwechselnd ineinander verzahnt sind. Trotz der unerwünschten Artefakte wird diese Methode für Live-Ansichten oder Vorschaubilder bei handelsüblichen Ein-Chip-Farbkameras verwendet.

5.1.2 Bilineare Interpolation

Eine bessere Qualität wird erreicht, wenn die Farbkomponenten eines Bayer-Pixels aus allen zur entsprechenden Farbkomponente passenden angrenzenden Nachbarn zu einem Mittelwert verrechnet werden. Zum Beispiel ergeben sich die einzelnen Farbkomponenten an der Stelle $x = 21$ aus Abbildung 5.3 wie folgt:

$$rgb(21) = ((R15 + R27)/2, (G14 + G16 + G21 + G26 + G28)/5, (B20 + B22)/2) \quad (5.5)$$

G0	R1	G2	R3	G4	R5
B6	G7	B8	G9	B10	G11
G12	R13	G14	R15	G16	R17
B18	G19	B20	G21	B22	G23
G24	R25	G26	R27	G28	R29
B30	G31	B32	G33	B34	G35

Abbildung 5.3: Bayer-Pixelblock.

Durch die, im Gegensatz zur Methode des Nächsten Nachbarn, symmetrische Berechnung der Farbkomponenten aus der 8er Nachbarschaft jedes Bayer-Pixels entfällt der Reißverschlussfekt und die damit verbundene Deformation von Objektgrenzen. Da die Lage von Kanten und Ecken in der Szene weitgehend erhalten bleibt, können Farbbilder, die durch bilineare Interpolation rekonstruiert wurden, für photogrammetrische Messungen verwendet werden [Per05]. Der Nachteil der Methode besteht in der Mittelwertbildung, so dass Kanten und andere hochfrequente Strukturen geglättet werden, wodurch das Ergebnisbild unscharf wirkt.

5.1.3 High Quality Linear Interpolation

In [Mal04] wird ein Demosaicing-Verfahren vorgeschlagen, das acht verschiedene Filterkerne (Abb. 5.4) in Abhängigkeit der Pixelposition auf das Bayer-Bild anwendet.

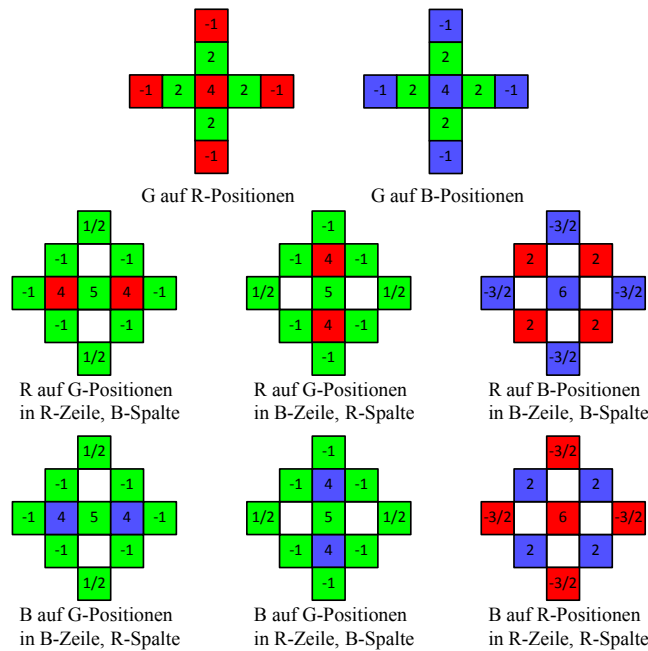


Abbildung 5.4: 8 Filterkerne für die HQ-Interpolation.

Die Interpolation arbeitet gradientenorientiert. Es wird die Annahme getroffen, dass Kanten eher durch Unterschiede in der Helligkeit charakterisiert sind als durch Unterschiede im Farbton. Bei der Interpolation der Komponente Grün auf einem roten Bayer-Pixel wird dessen Rot-Wert mit eingerechnet, da dieser hinsichtlich der Helligkeit wertvolle Information liefert. Weiterhin wird ein Vergleich zwischen diesem Rot-Wert und dem durch bilineare Interpolation geschätzten Rot-Wert aus der näheren Umgebung realisiert. Gibt es einen Unterschied zwischen diesen

Werten, so bedeutet dies, dass an dieser Stelle eine Änderung der Helligkeit auftritt. Also wird der bilinear interpolierte Grün-Wert korrigiert, in dem ein gewichteter Anteil der geschätzten Helligkeitsänderung addiert wird.

5.1.4 Qualitativer Vergleich der Demosaicing-Methoden

Für einen qualitativen Vergleich wurde das RGB-Bild aus Abbildung 5.5 in ein synthetisches Bayer-Bild überführt. Dazu wurde für jedes Bayer-Pixel die passende Farbkomponente des korrespondierenden RGB-Pixels aus dem Original eingetragen. Dieses Vorgehen bildet nicht vollständig die Bildentstehung einer echten Digitalkamera nach, da z.B. nicht die Effekte der Tiefpassfilterung durch die Mikrolinsen modelliert werden. Jedoch wird dieses Vorgehen von vielen Autoren angewendet, um Vor- und Nachteile verschiedener Demosaicing-Algorithmen zu veranschaulichen, siehe [Kim99, Ram02, Luk04, Gun05].

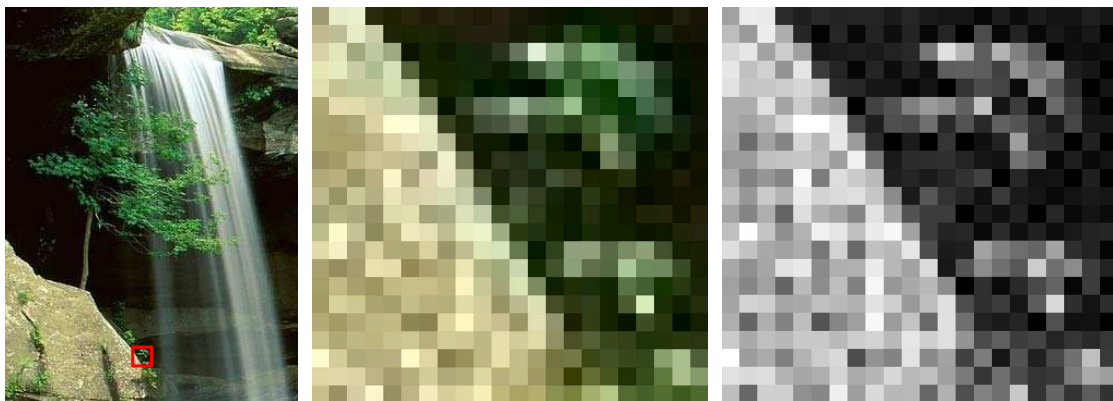


Abbildung 5.5: Das Original RGB-Bild (links) wurde künstlich in ein Bayer-Bild transformiert. Das mittlere Bild stellt eine Vergrößerung des rot-umrandeten Bereichs dar. Auf der rechten Seite ist die Bayer-Repräsentation dieses Bereichs.

Abbildung 5.6 zeigt die Ergebnisse der vorgestellten Demosaicing-Verfahren. Die *Methode des nächsten Nachbarn* ist nicht überzeugend. Es treten blockartige Artefakte auf, und die Farbrekonstruktion weicht an vielen Stellen vom Originalbild ab. Bei der bilinearen Interpolation werden die Blockartefakte unterdrückt und die Farbrekonstruktion gelingt in großflächigen Regionen (z.B. am Felsen) besser. Allerdings werden Kanten verschmiert und in Bildregionen mit sehr feinen Strukturen, wie den Blättern, treten vom Original abweichende Farbwerte auf. Der beste visuelle Eindruck wird durch die High-Quality Linear Interpolation erreicht. Kanten werden scharf abgebildet. Im Vergleich zu den anderen Methoden wird die Farbe besser rekonstruiert,

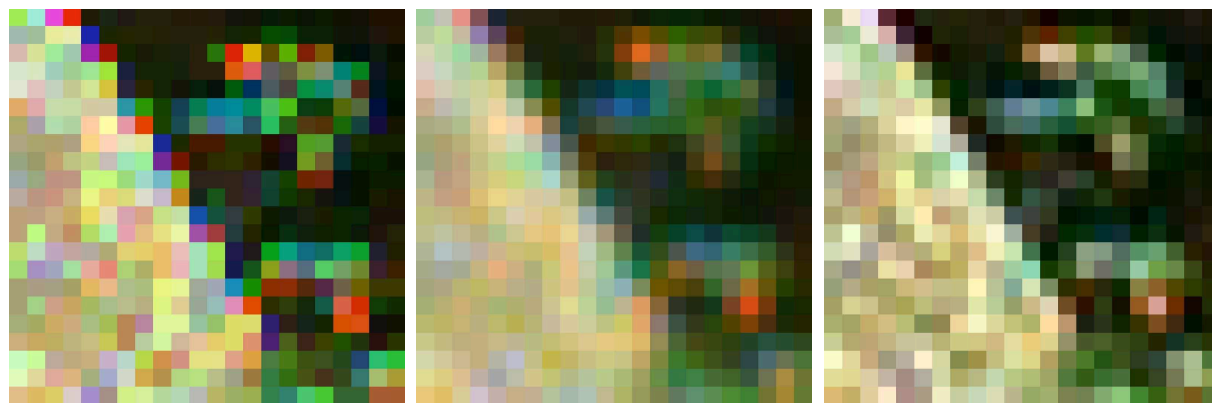


Abbildung 5.6: Demosaicing des Bildausschnitts aus Abb. 5.5 mit der Methode des Nächsten Nachbarn, mit Bilinearer Interpolation und mit HQ-Linear Interpolation.

jedoch sind auch hier an den Blättern Farbaberationen deutlich erkennbar.

5.1.5 Bemerkungen zum Demosaicing

Im Allgemeinen wird durch Demosaicing zwar ein Vollfarbbild rekonstruiert, aber der Fakt, dass nur je ein Viertel der Pixel rot und blau und die andere Hälfte grün ist, wird nicht vollständig ausgeglichen. Unter ungünstigen Bedingungen kann dies die Ortsauflösung des Sensors auf ein Viertel der gesamten Pixel reduzieren.

Weiterhin ist an dieser Stelle aber zu erwähnen, dass weißes Licht das komplette Lichtspektrum enthält. Daraus folgt, dass bei Verwendung von weißem Licht zur Beleuchtung eines schwarzen Punktes alle Pixel den Übergang zeigen und der Sensor die volle Ortsauflösung beibehält. Man denke hier beispielsweise an schwarze Passpunkte auf einem weißen Kalibrierfeld.

5.1.6 Auswirkungen des Demosaicing auf Partikelabbildungen

Die Verwendung der Partikelfarbe zur Einteilung einer Menge verschiedenfarbiger Partikel in Farbklassen wurde bereits Anfang der 90er Jahre untersucht [Eco90, Gue94]. Die Aufnahme der Bilder erfolgte hier allerdings noch analog mit einer 16 mm-Filmkamera und einem Stereoaufnahmevorsatz. Um eine Verarbeitung auf dem Computer zu realisieren, wurden die Bilder mit Hilfe eines 2048×2048 -Dioden-Arrays und eines davor montierten Farbfilterrades digitalisiert. Aufnahmeobjekte waren $40 \mu\text{m}$ -Pliolite-Partikel (Schutzmarke der Firma Goodyear), deren Projektionen im digitalen Bild einen Durchmesser von etwa 10 bis 15 Pixel hatten. Zur Klassifi-

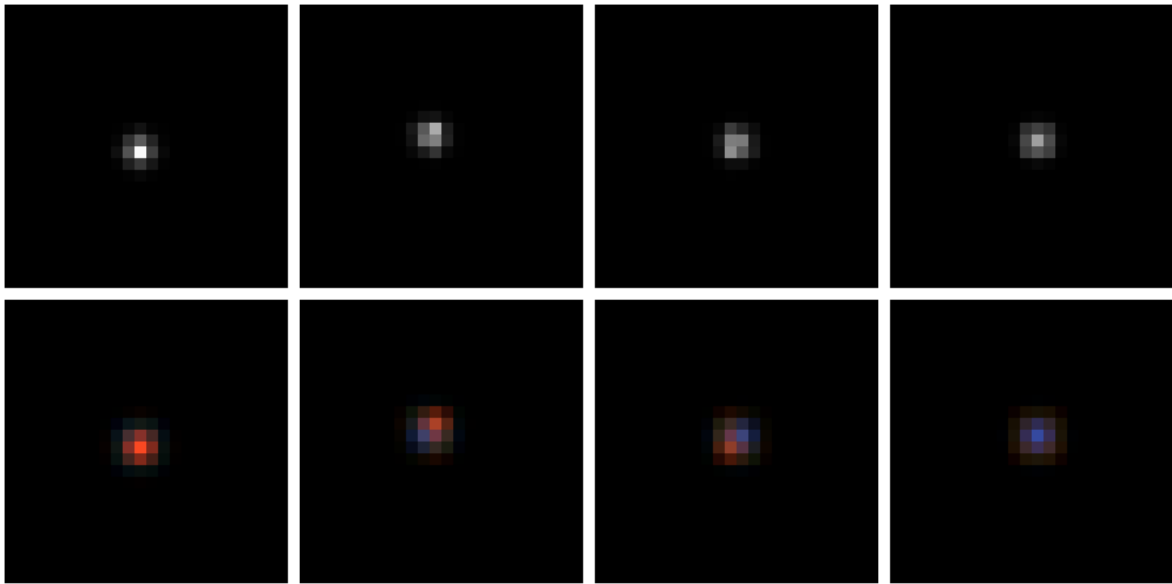


Abbildung 5.7: Darstellung eines roten Partikels in Abhängigkeit seiner Position auf dem Bayer-Sensor (oben: Bayer-Bilder, unten: Farbbildrekonstruktion nach Demosaicing).

zierung im RGB-Raum wurde für jede verwendete Partikelfarbe ein sogenannter *Signal Vector* aus einer großen Menge von Testdaten berechnet. Er entspricht dem Mittel aller RGB-Pixel, die zu Partikelabbildungen der jeweiligen Farbkategorie gehören. Die Zuordnung der Partikelfarbe erfolgte anhand der Ähnlichkeit zu den ermittelten *Signal Vectors*. Die Identifizierung der Partikelabbildungen (etwa 3000 Partikel, bis zu sieben Farbklassen) eines Bildes dauerte ca. 80 s mit der damaligen Computertechnik. Zur Güte der Klassifizierung gibt es leider keine Angaben. In [Gue94] wird letztendlich das Verfahren als nicht sehr zuverlässig deklariert, aufgrund von Farbabweichungen während des Bildaufnahmeprozesses, welche auf die nötige Verwendung von Farbfiltern vor der Digitalisierung des Films mit dem Dioden-Array zurückgeführt werden.

Die meisten Farbkameras, die heute für den messtechnischen Einsatz verwendet werden, sind Einchip-Kameras mit Bayer-Filter. Die aus [Eco90] zitierte Methode zur Identifikation der Klassenzugehörigkeit von kleinen Partikelabbildungen im RGB-Raum ist ebenfalls nicht anwendbar auf Farbbilder, die aus Bayer-Bildern rekonstruiert wurden. Wie im vorangegangenen Abschnitt gezeigt wurde, ist die Farbrekonstruktion in hochfrequenten Bildbereichen (kleine Bildstrukturen wie Partikelabbildungen) fehlerhaft. Abbildung 5.7 zeigt beispielhaft das Erscheinungsbild eines roten Partikels an verschiedenen Bildpositionen. Hier handelt es sich um ein synthetisches Abbild, modelliert durch eine zweidimensionale Gaußfunktion ($\sigma_x = \sigma_y = 0.7 \text{ px}$) über die drei Farbkanäle (Amplituden: R=255, G=160, B=160), welches nach Abschnitt 5.1.4 in Bayer-

5 Grundlagen bezüglich des erweiterten PTV-Ansatzes

Bilddaten konvertiert und anschließend durch Demosaicing als RGB-Abbildung rekonstruiert wurde. Das Intensitätsprofil des Partikels überlagert damit etwa eine Fläche von knapp 4×4 Pixeln. Im linken Bild überwiegt noch in den meisten Pixeln des Partikels der Rotanteil, da hier das Partikelzentrum topographisch mittig auf einem roten Bayer-Pixel liegt. Ändert sich die Partikelposition dahingehend, dass die Entfernung des Partikelzentrums bezüglich eines roten Bayer-Pixels zunimmt, verstärkt sich der Einfluss der blauen bzw. grünen Bayer-Pixel. Aufgrund der Interpolation beim Demosaicing kann so die Rekonstruktion der Partikelabbildung aus heterogenen RGB-Werten bestehen (2. und 3. Bild) oder wie im letzten Bild von Abbildung 5.7 aus einer Mehrheit von RGB-Werten eines ganz anderen Farbtons (hier Blau).

Das Ausmaß fehlerhaft rekonstruierter RGB-Pixelwerte ist abhängig von der Größe der Partikelabbildung: Je mehr Bayer-Pixel von der Partikelabbildung beeinflusst werden, desto größer ist die Anzahl korrekt rekonstruierter Pixelwerte nach dem Demosaicing. Dieser Sachverhalt wird am Beispiel synthetischer Daten (Abbildung 5.8) und real gemessener Daten demonstriert (Abbildung 5.9). Im ersten Fall wurden zwei Datensätze künstlicher Partikelabbildungen der Farbklassen Rot, Grün und Blau wie im Absatz zuvor mit Hilfe von 2D-Gaussfunktionen an zufälligen Subpixelpositionen erzeugt, die sich in ihrem Durchmesser unterscheiden: Die größeren Partikel wurden mit $\sigma_x = \sigma_y = 1.4 \text{ px}$ parametrisiert und die kleineren mit $\sigma_x = \sigma_y = 0.7 \text{ px}$. Die Amplitudengrößen wurden wie folgt festgelegt: (R=255, G=160, B=160) für rote Partikel, (R=160, G=255, B=160) für grüne Partikel und (R=160, G=160, B=255) für blaue Partikel. Zum Vergleich der beiden Datensätze sind die RGB-Pixelwerte jeder Partikelabbildung gemittelt und in den RGB-Merkmalraum eingetragen worden. Bei den größeren Partikeln gibt es keine Überschneidungen der Merkmalscluster der verwendeten Partikelfarben. Im Gegensatz dazu sind die Merkmale der kleineren Partikel viel breiter gestreut und es gibt Überschneidungen zwischen den Clustern der roten und blauen Farbklasse. Man beachte, dass bei diesem Beispiel bewusst Farbtöne für Partikel verwendet wurden, die mit den Bayer-Pixeln Rot, Grün und Blau korrespondieren, um einer einfachen Klassifizierung im RGB-Raum entgegen zu kommen. Es zeigt sich aber, dass sich selbst bei idealer Wahl der Partikelfarben Probleme aufgrund des Demosaicings ergeben, wenn die Partikel eine gewisse Größe unterschreiten.

Die Sättigung der Partikelfarbe wird in der Realität durch Streulichteffekte auf der Partikeloberfläche gemindert. Zudem ist für bewegte Partikel eine entsprechend kurze Belichtungszeit zur Vermeidung von Bewegungsunschärfe nötig, was natürlich die Helligkeit der Abbildung beschränkt. So beträgt in realen Aufnahmen der maximale Grauwert einer Partikelabbildung im 8-Bit-Bayer-Bild im Mittel etwa 40. Nach einer Farbbildrekonstruktion liegen damit auch die Schwerpunkte der Merkmalscluster der verwendeten Farbklassen im RGB-Raum viel näher

5.1 Rekonstruktion der Farbinformation aus Bayer-Sensordaten

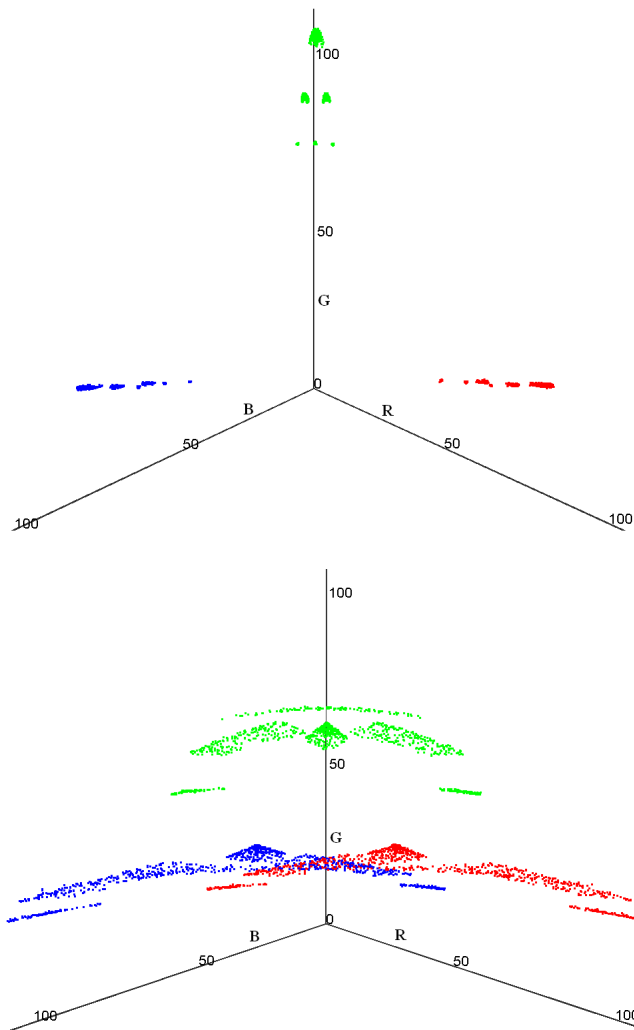


Abbildung 5.8: Mittlere RGB-Werte von jeweils 1000 Farbbildrekonstruktionen synthetisch generierter Partikelabbildungen der drei Farbklassen Rot, Grün und Blau eingetragen im RGB-Raum an zufälligen Positionen im Bayer-Pattern. Oben: Partikelabbildungen modelliert aus einer 2D-Gaussfunktion mit $\sigma_x = \sigma_y = 1.4$ px. Die Farbklassen lassen sich klar voneinander trennen. Unten: Modellierung kleiner Partikelabbildungen aus einer 2D-Gaussfunktion mit $\sigma_x = \sigma_y = 0.7$ px. Es gibt deutliche Überschneidungen der Farbklassen Blau und Rot.

beieinander als bei den künstlich erzeugten Datensätzen. In Abbildung 5.9 wurden die RGB-Merkmale realer Partikel mit einem Durchmesser von $80\ \mu\text{m}$ (oben) und $20\ \mu\text{m}$ (unten) in den RGB-Raum eingetragen. Rote Partikel lassen sich bei einem Durchmesser von $80\ \mu\text{m}$ noch gut von den anderen trennen, allerdings können auch schon bei diesem Durchmesser die Farbklassen Grün und Blau nicht klar voneinander getrennt werden. Eine Klassifizierung von $20\ \mu\text{m}$ im RGB-Merkmalraum ist so nicht möglich.

5 Grundlagen bezüglich des erweiterten PTV-Ansatzes

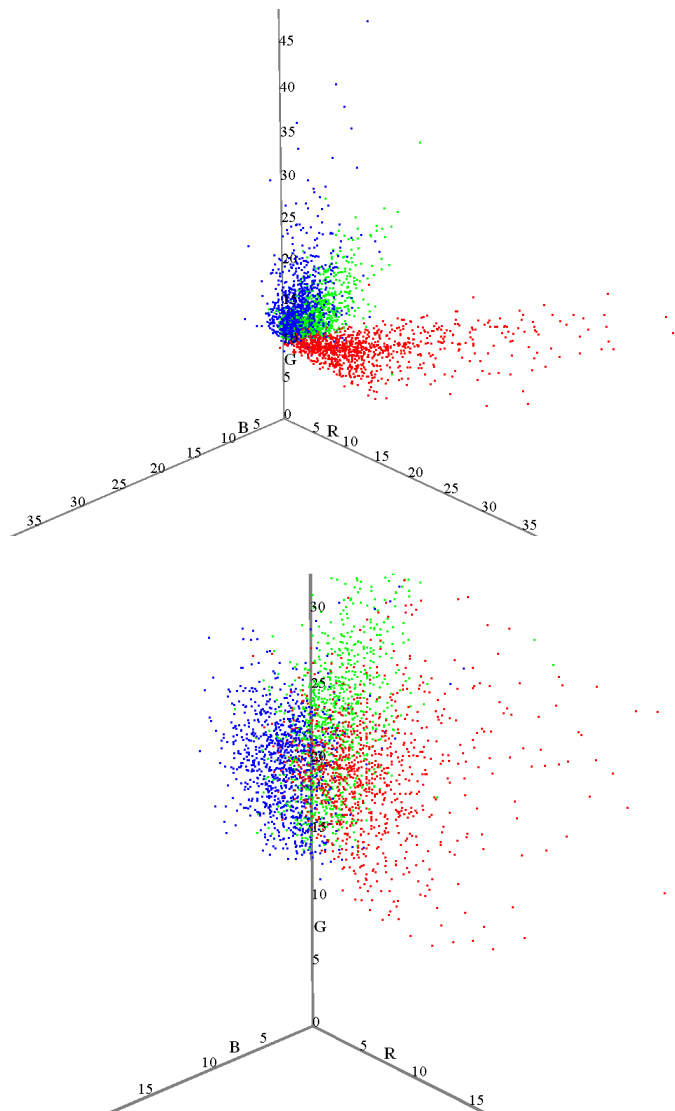


Abbildung 5.9: Mittlere RGB-Werte von jeweils 1000 Farbbildrekonstruktionen von realen Partikelabbildungen der drei Farbklassen Rot, Grün und Blau eingetragen im RGB-Raum an verschiedenen Positionen im Bayer-Pattern. Oben: Partikel mit einem Realdurchmesser von $80\ \mu\text{m}$. Unten: Partikel mit einem Realdurchmesser von $20\ \mu\text{m}$.

Um möglichst jede Information zur Farbe auszunutzen, wird deshalb vorgeschlagen, auf eine Interpolation zu verzichten und stattdessen direkt die Bayer-Pixel zur Identifizierung der Partikelfarbe zu nutzen. Dafür kommen geeignete Klassifikatoren zum Einsatz. Dennoch ist das Demosaicing als Zwischenschritt notwendig zur Generierung von Grauwertbildern, da die Position der Partikel anhand des Helligkeitsgradienten möglichst subpixelgenau bestimmt werden

soll. Im folgenden Abschnitt 5.2 wird zunächst die Genauigkeit untersucht, mit der die Lage der Partikel in Abhängigkeit ihrer Farbe bestimmt werden kann und welchen Einfluss die verwendete Demosaicing-Methode hat.

5.2 Auswirkungen des Demosaicings auf die Bestimmung der Partikelzentren

Um den Einfluss des Bayer-Patterns auf die erreichbare Subpixelgenauigkeit zu untersuchen, werden synthetische Bayer-Bilder erzeugt, die ein einzelnes idealisiertes Abbild eines farbigen Partikels (in Form einer zweidimensionalen Gauß-Funktion) an verschiedenen Subpixelpositionen beinhalten. Die Generierung der Bayer-Bilder wird folgendermaßen realisiert:

1. Erzeugung eines Grauwertbildes pro Farbkanal. Das Grauwertbild des Rotkanals I_R errechnet sich aus Gleichung 5.6. Die (Subpixel-)Koordinaten des Partikelzentrums sind durch x_c und y_c gegeben, x und y sind die ganzzahligen Pixelkoordinaten. Der Parameter a_R repräsentiert die Amplitude der Gauß-Funktion und σ die Standardabweichung, über die der Durchmesser der Partikelabbildung festgelegt wird.

$$I_R(x, y) = a_R \cdot e^{-\left(\frac{(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (5.6)$$

Die Grauwertbilder I_G und I_B werden analog berechnet.

2. Komponentenweise Generierung des RGB-Bildes. Die Farbwerte des RGB-Bildes I_{RGB} sind nun durch Gleichung 5.7 gegeben. Die Farbe des Partikels ist durch das Verhältnis der drei Amplitudenparameter festgelegt.

$$I_{RGB}(x, y) = (I_R(x, y), I_G(x, y), I_B(x, y)) \quad (5.7)$$

3. Konstruktion des künstlichen Bayer-Bildes aus dem RGB-Bild nach der in Abschnitt 5.1.4 vorgestellten Methode.

Nach dieser Methode wurden mehrere Serien von Bayer-Bildern erzeugt, die verschiedenfarbige Partikelabbildungen (Durchmesser ca. 3 Pixel) an unterschiedlichen (Subpixel-)Positionen enthalten (100 Soll-Positionen bei einer diagonalen Verschiebung mit einer Schrittweite von 0.1 Pixel). Diese Bilder dienen als Grundlage zur Rekonstruktion der Partikelpositionen zum

Tabelle 5.1: Standardabweichung in Pixel bei Verwendung des Schwerpunktverfahrens für die subpixelgenaue Bestimmung der Partikelzentren.

Farbe	Bilineare Interpolation	HQ-Interpolation
weiß	(0.0306851; 0.0306851)	(0.0331583; 0.0331583)
rot	(0.0823585; 0.0826869)	(0.115901; 0.116067)
grün	(0.0373437; 0.0373437)	(0.0315507; 0.0315507)
blau	(0.0826899; 0.0823651)	(0.116069; 0.115902)
zyan	(0.0499777; 0.0503645)	(0.0599366; 0.0598544)
magenta	(0.0293616; 0.0293616)	(0.0305145; 0.0305148)
gelb	(0.0503771; 0.0499724)	(0.059852; 0.0599347)

Tabelle 5.2: Standardabweichung in Pixel bei Verwendung des Gauß-Fit für die subpixelgenaue Bestimmung der Partikelzentren.

Farbe	Bilineare Interpolation	HQ-Interpolation
weiß	(0.00567278; 0.00567278)	(0.00622658; 0.00622658)
rot	(0.114756; 0.114988)	(0.162211; 0.162228)
grün	(0.00590401; 0.00590401)	(0.0105555; 0.0105555)
blau	(0.114972; 0.11496)	(0.162336; 0.162277)
zyan	(0.060923; 0.0603293)	(0.067213; 0.0669594)
magenta	(0.00814426; 0.00813622)	(0.0111521; 0.0113512)
gelb	(0.0610759; 0.0606673)	(0.066919; 0.0671007)

einen nach dem Schwerpunkt-Verfahren und zum anderen nach dem Gauß-Fit-Verfahren. In den Tabellen 5.1 und 5.2 sind die Standardabweichungen in Bezug auf die Soll-Position von Partikelabbildungen der Farben Weiß, Rot, Grün, Blau, Zyan, Magenta und Gelb eingetragen.

Zunächst fällt bei der Betrachtung beider Tabellen auf, dass die Genauigkeit der Partikelposition im Bild zum einen vom verwendeten Bayer-Demosaicing-Verfahren abhängt. In fast allen Fällen ist die Positionsbestimmung auf Bildern, deren Rekonstruktion auf bilinearer Interpolation basiert, etwas besser als auf Bildern, die auf der HQ-Interpolationsmethode beruhen. Die Position der weißen Partikelabbildungen wird hinsichtlich der anderen Farben von dem Schwerpunktverfahren und vom Gauss-Fit-Verfahren am genauesten rekonstruiert, da alle betroffenen Bayer-Pixel (G1, R, B und G2) einen Intensitätswert liefern und ein Partikel in voller Auflösung abgebildet wird. Das Gauß-Fit-Verfahren liefert gegenüber dem Schwerpunktverfahren die genauesten Ergebnisse. Das Gleiche gilt für grüne Partikel. Demgegenüber werden allerdings Partikel, deren Farbe nur von dem Bayer-Sensor-Typ R bzw. B wahrgenommen wird, genauer mit Hilfe des Schwerpunktverfahrens lokalisiert.

5.3 Verfahren zur Klassifizierung der Partikelgruppen

Das Ziel der Klassifizierung besteht im Allgemeinen darin, Objekte, die durch einen Merkmalsvektor definiert sind, einer Klasse von Objekten zuzuordnen. Eine Klasse fasst eine Gruppe von Objekten zusammen, die sich in ihren Merkmalen nur geringfügig voneinander unterscheiden. Viele aus der Literatur bekannte Verfahren (auch als Klassifikatoren bezeichnet) zur Klassifikation von Messreihen, basieren auf Referenzdaten (Trainingsmenge). Darunter zählen auch die hier betrachteten Klassifikatoren, die sich im Bereich der Mustererkennung bewährt und etabliert haben: *k*-Nearest-Neighbour-Verfahren, Künstliche Neuronale Netze und Support Vector Machines (SVM). Ihnen ist gemein, dass sie in einem überwachten Lernvorgang trainiert werden. In den folgenden Abschnitten werden die Grundlagen der drei untersuchten Klassifikatoren erläutert.

5.3.1 Klassifikator: *k*-Nearest Neighbor

Bei dieser recht einfachen Klassifikationsmethode wird die Klassenzugehörigkeit auf Grund einer Mehrheitsentscheidung bestimmt [Mit97]: Gehört die Mehrheit der *k*-nächsten Nachbarn des Objekts im Merkmalsraum zu einer bestimmten Klasse, so wird das Objekt dieser Klasse zugeordnet. Als Abstandsmaß kann z.B. der quadratische euklidische Abstand oder die Manhattan-Metrik verwendet werden. Die „Nachbarn“ gehören zu einer Menge von Objekten (Trainingsmenge), die schon klassifiziert worden sind. Das Lernen besteht nur im Abspeichern der Trainingsdaten.

Die Klassifikation ist abhängig von der Wahl des Parameters *k*. Ist der Wert sehr klein ($k = 1$) ist die Wahrscheinlichkeit hoch, dass Rauschen in den Trainingsdaten die Zuordnung verfälscht. Wird dagegen *k* zu groß gewählt, kann es sein, dass auch Trainingsdaten in den Entscheidungsprozess einfließen, zu denen ein großer Abstand besteht. Dieser Fall tritt ein, wenn die Menge der Trainingsdaten recht klein ist oder wenn die Trainingsdaten nicht gleichverteilt sind. Bezogen auf die Anwendung zur Klassifikation verschiedenfarbiger Partikel wird aber davon ausgegangen, dass genügend Trainingsdaten erfasst werden können und die Anzahl der Partikel innerhalb der in den Experimenten verwendeten Farbgruppen etwa gleich ist. Die Rechenzeit der Klassifizierung ist abhängig von der Anzahl der Trainingsdaten. Eine naive Suche nach den *k*-nächsten Nachbarn über die Berechnung des Abstandsmaßes zu allen Objekten der Trainingsmenge resultiert in einer Zeitkomplexität von $O(n^2)$. Eine starke Reduzierung der Rechenzeit wird erreicht, wenn die Trainingsdaten in einer baumartigen Datenstruktur z.B. einen kd-Baum abgelegt wer-

den, auf der die Suche stattfindet [Fuc80, Kle05]. Die Zeitkomplexität beträgt dann nur noch $O(n \log n)$.

5.3.2 Klassifikator: Neuronales Netz

Künstliche Neuronale Netze bestehen aus einem gerichteten Graphen von Verarbeitungseinheiten. Diese Verarbeitungseinheiten werden als künstliche Neurone bezeichnet und zwar deshalb, weil sie unter dem Aspekt entwickelt werden, die Funktionsweise von Nervenzellen auf dem Computer zu modellieren. Ihre Zusammenschaltung zu einem Netzwerk war ursprünglich dadurch motiviert, die Fähigkeit des Gehirns nachzuahmen, Reize aus der Umwelt zu verarbeiten, um auf dieser Grundlage Entscheidungen zu fällen oder Probleme zu lösen. Das gelingt aber nur auf einem gewissen Abstraktionsgrad. Die folgenden Grundlagen zu künstlichen neuronalen Netzen in detaillierter Form sind beispielsweise in [FB11] bzw. [Rey10] zu finden. Ein einzelnes Neuron besitzt eine Menge von Eingängen oder Eingangsverbindungen, denen skalare Datenwerte x_i zugeordnet sind (meist im reellwertigen Zahlenbereich zwischen 0 und 1), welche auch Ausgänge anderer Neurone darstellen können. Weiterhin ist jeder Verbindung auch ein Gewicht w_i zugeordnet (reelle Zahl), welches die Stärke der Verbindung repräsentiert. Sie speichern in ihrer Gesamtheit das Wissen des Neuronalen Netzes. Die Summe der gewichteten Eingangssignale wird als Netto-Input net bezeichnet und dient der Aktivierungsfunktion f als Argument. Die Aktivierungsfunktion berechnet die Ausgabe des Neurons o , welche das Eingangssignal für ein anderes Neuron oder ein Ausgangssignal des Neuronalen Netzes sein kann.

Als Aktivierungsfunktion wird bevorzugt die Sigmoidfunktion verwendet:

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (5.8)$$

Ein Grund hierfür ist ihre einfache Differenzierbarkeit:

$$f'(net) = f(net) (1 - f(net)) \quad (5.9)$$

Da sie stetig und differenzierbar ist, sind die mathematischen Voraussetzungen für das Gradientenabstiegsverfahren erfüllt, auf welchem das unten beschriebene Lernverfahren des Backpropagation-Algorithmus aufbaut.

Neben den Eigenschaften der einzelnen Neurone werden die Eigenschaften eines Neuronalen Netzes durch die Topologie und den Lernalgorithmus bestimmt.

Die Topologie beschreibt wie die Neuronen untereinander verbunden sind. Meistens werden die Neurone in Schichten angeordnet. Zur Identifizierung wird hier die Notation aus Tabelle 5.3 verwendet.

Tabelle 5.3: Verwendete Notationen bei Mehrschicht-Netzwerk

Notation	Bedeutung
x_i	Eingangssignal am Eingang i
w_{ij}	Gewichte zwischen Eingangsschicht und innerer Schicht
net_j	Netto-Input des Neurons j der inneren Schicht
o_j	Ausgabe des Neurons j der inneren Schicht und zugleich Eingangssignal für Neurone der nachfolgenden Schicht
w_{jk}	Gewichte zwischen der inneren Schicht und der Ausgangsschicht
net_k	Netto-Input des Neurons k der Ausgangsschicht
o_k	Ausgabe des Neurons k der Ausgangsschicht
t_k	Gewünschte Ausgabe an Neuron k für ein konkretes Trainingsdatum

Der Lernalgorithmus beschreibt das Verfahren mit dem das Neuronale Netz auf seine zukünftige Aufgabe trainiert wird. Ein bekanntes Lernverfahren wird im nächsten Abschnitt beschrieben.

Der Backpropagation Algorithmus

Beim Mehrschicht-Netz sind die Neuronen in Schichten angeordnet. Die Eingangssignale werden an den Neuronen der Eingangsschicht angelegt, dabei handelt es sich um quantifizierte Merkmale einer Probe aus dem Trainingsdatensatz. Es folgen ein oder mehrere innere Schichten.

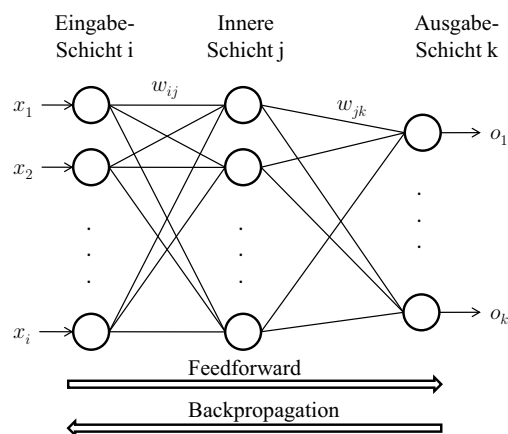


Abbildung 5.10: Schema des Mehrschicht-Netztes für das Backpropagation-Lernverfahren.

Die letzte Schicht im Netz wird als Ausgangs-Schicht bezeichnet. Jedes Neuron einer Schicht ist mit den Ausgängen aller Neuronen der Vorgängerschicht verbunden. Wieviel Schichten und wieviel Neurone in den Schichten verwendet werden ist von der zu lösenden Aufgabe abhängig. Prinzipiell kann ein Netzwerk mit einer inneren Schicht alles berechnen, was auch eine Turing-Maschine berechnen kann [Roj93]. Unter Umständen sind aber Netzwerke mit mehreren Schichten leichter zu trainieren.

Der Backpropagation-Algorithmus besteht aus dem Feedforward-Schritt und dem Backpropagation-Schritt. Im Feedforward-Schritt werden die Eingänge mit den Merkmalen einer Probe belegt und die Ausgabe berechnet. Aus der Ausgabe und dem gewünschten Ergebnis wird der quadratische Fehler berechnet.

$$E = \sum_k (t_k - o_k)^2 \quad (5.10)$$

Im Backpropagation-Schritt wird dieser Fehler nun von der Ausgangsschicht aus auf die Gewichte in den einzelnen Schichten verteilt und diese in der Art modifiziert, dass der Fehler minimal wird. Die Minimierung erfolgt durch das Gradientenabstiegsverfahren, wobei die partiellen Ableitungen der Fehlerfunktion nach den einzelnen Gewichten überall definiert sein müssen. Die Kombination der Gewichte, die den Berechnungsfehler minimiert, entspricht der Lösung des Lernproblems. Durch Verwendung der Sigmoidfunktion (5.8) als Aktivierungsfunktion wird die Fehlerfunktion des Netzes stetig und überall differenzierbar (5.9).

Die Schritte werden in einem Lernschritt zusammengefasst. Es werden soviele Lernschritte durchgeführt bis der Fehler in einem minimalen Wert konvergiert.

5.3.3 Klassifikator: Support Vector Machine

Die Support Vector Machine ist ein relativ neues Klassifikationsverfahren aus dem Bereich der statistischen Lerntheorie und des maschinellen Lernens. Ursprünglich wurde sie für Zwei-Klassenprobleme entworfen mit hochdimensionalem Merkmalsraum M . Wie bei neuronalen Netzen wird der Klassifikator zunächst in einem überwachten Lernvorgang antrainiert. Das duale Optimierungsproblem wird hier jedoch nicht mit Hilfe versteckter Schichten und anpassbaren Gewichten gelöst, sondern durch Generierung einer hochdimensionalen Klassengrenze, die im Folgenden als Hyperebene H bezeichnet wird (5.11):

$$H : \mathbf{w}\mathbf{x} + b = 0, \mathbf{x} \in M \quad (5.11)$$

Sie wird definiert durch den Normalenvektor \mathbf{w} und die Verschiebung b . Mit Hilfe der Hyperebene lässt sich eine binäre lineare Entscheidungsfunktion formulieren

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign}(\mathbf{w}\mathbf{x} + b) = \{-1, 1\} \quad (5.12)$$

deren Vorzeichen die Klassenzugehörigkeit der Stichprobe \mathbf{x} bestimmt.

Gegeben sei die Menge der Trainingsdaten $T = \{\mathbf{x}_i, y_i\}$. Hierbei bezeichnet \mathbf{x}_i den mehrdimensionalen Merkmalsvektor der Stichprobe und y_i gibt an, ob die Probe zu Klasse A ($y_i = 1$) oder zu Klasse B ($y_i = -1$) gehört. Die Hyperebene H wird so konstruiert, dass sie optimal die Trainingsdaten der beiden Klassen voneinander trennt. In diesem Sinne bedeutet optimal, dass der euklidische Abstand h der Merkmalsvektoren, die die geringste Distanz zur Hyperebene haben, maximiert wird. Diese Merkmalsvektoren werden als Stützvektoren \mathbf{s} bezeichnet und nur sie werden zur exakten Beschreibung der Ebene benötigt.

Eine Hyperebene lässt sich jedoch nicht eindeutig beschreiben, denn mit einer Konstante $c \neq 0$ ist $\{\mathbf{w}|c\mathbf{w}\mathbf{x} + cb = 0\}$ genau wie $\{\mathbf{w}|\mathbf{w}\mathbf{x} + b = 0\}$. Darum werden die Parameter \mathbf{w} und b relativ zu den Trainingsdaten T skaliert, so dass

$$|\mathbf{w}\mathbf{x}_i + b| = 1 \rightarrow \min_{\mathbf{x}_i \in T} \quad (5.13)$$

wodurch die Hyperebene in eine kanonische Form überführt und die folgende Bedingung erfüllt wird:

$$y_i(\mathbf{w}\mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (5.14)$$

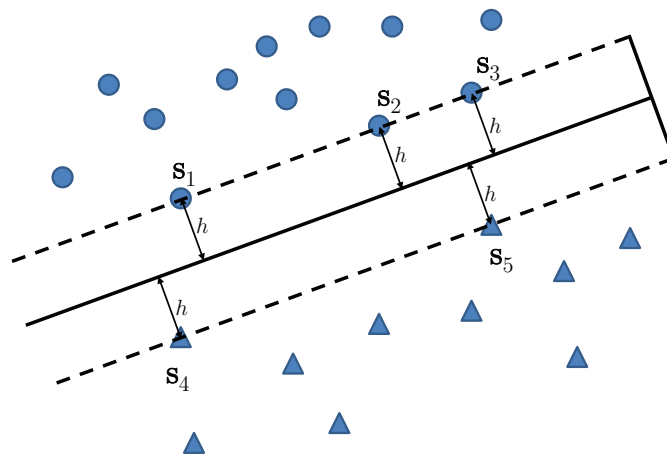


Abbildung 5.11: Prinzip Abstandsmaximierung der Stützvektoren.

5 Grundlagen bezüglich des erweiterten PTV-Ansatzes

In diesem Fall beträgt der senkrecht zur Ebene gemessene Rand $h = 2 / \|\mathbf{w}\|$.

Die Maximierung des Randes h kommt einer Minimierung von $\|\mathbf{w}\|$ bezüglich der Nebenbedingung 5.14 gleich:

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \rightarrow \min \quad (5.15)$$

Zur Lösung wird das Optimierungsproblem in der Lagrange-Funktion $L(\mathbf{w}, b, \boldsymbol{\alpha})$ zusammengefasst:

$$L(\mathbf{w}, b, \boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i (\mathbf{w}\mathbf{x}_i + b) - 1) \quad (5.16)$$

wobei $\alpha_i \geq 0$ die Lagrange-Multiplikatoren darstellen. Im ersten Schritt wird Gleichung 5.16 für die Parameter \mathbf{w} und b minimiert. Dazu werden die folgenden partiellen Ableitungen gebildet und Null gesetzt:

$$\partial L / \partial \mathbf{w} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \quad (5.17)$$

$$\partial L / \partial b = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad (5.18)$$

Nach dem Einsetzen in 5.16 und einigen Umformungen erhält man das duale Problem W , welches im zweiten Schritt für $\boldsymbol{\alpha}$ maximiert wird:

$$W(\boldsymbol{\alpha}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j \rightarrow \max \quad (5.19)$$

mit den Nebenbedingungen $\alpha_i \geq 0$ und $\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$. Dies ermöglicht nun die Berechnung von \mathbf{w} nach (5.17) und die Hyperebene mit maximaler Trennschere h ist gefunden. Daraus ergibt sich die optimal trennende Entscheidungsfunktion

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i \mathbf{x} \mathbf{x}_i + b \right). \quad (5.20)$$

Der Lösungsvektor \mathbf{w} erfährt deshalb eine Erweiterung im Sinne einer Untermenge der Trainingsmenge. Das sind die Merkmalsvektoren \mathbf{x}_i , deren α_i nicht Null sind. Sie werden als Stützvektoren bzw. Support Vectors bezeichnet und liegen genau auf dem Rand. Alle anderen Proben der Trainingsmenge sind irrelevant, denn sie spielen nach (5.15) keine Rolle bei der Optimierung und werden nicht in die Berechnung von \mathbf{w} mit einbezogen.

Bisher wurde eine lineare Trennbarkeit der Trainingsmenge vorausgesetzt. Wegen Überlappungen und Messfehlern ist diese in der Realität oft nicht gegeben. Zudem sind viele Lernprobleme hochgradig nichtlinear. Für die Realisierung nichtlinearen Lernens wird deshalb das folgende

Schema angewandt:

- Definiere eine Datentransformation $\Phi : M \rightarrow M^+$. Diese definiert eine Abbildung in einen höher dimensionierten Merkmalsraum.
- Bestimme damit für jeden Trainingspunkt $\mathbf{x}_i \in M$ die Abbildung $\Phi_i \in M^+$.
- Lerne eine Funktion $f(\Phi)$, die jedem Punkt Φ analog zu 5.12 einen Zielfunktionswert zuordnet. Verwende dafür die Menge der Trainingspaare $\{\Phi_i, y_i\}$.

Durch die Transformation einer endlichen Zahl an Punkten in einen höher dimensionalen Raum ist es generell immer möglich, lineare Trennbarkeit zu erzeugen. Das Prinzip wird in Abb. 5.12 gezeigt. Die Schwierigkeit besteht gerade im Finden einer geeigneten Transformation. Hier verwendet man den sogenannten Kernel-Trick. Ein Kernel ist eine Funktion k , die ein Skalarprodukt zwischen zwei Punkten im hochdimensionalen Raum M^+ berechnet:

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi_i \Phi_j \quad (5.21)$$

Die Berechnung der Kernel erfolgt mittels der Punkte im ursprünglichen Raum M ohne Kennt-

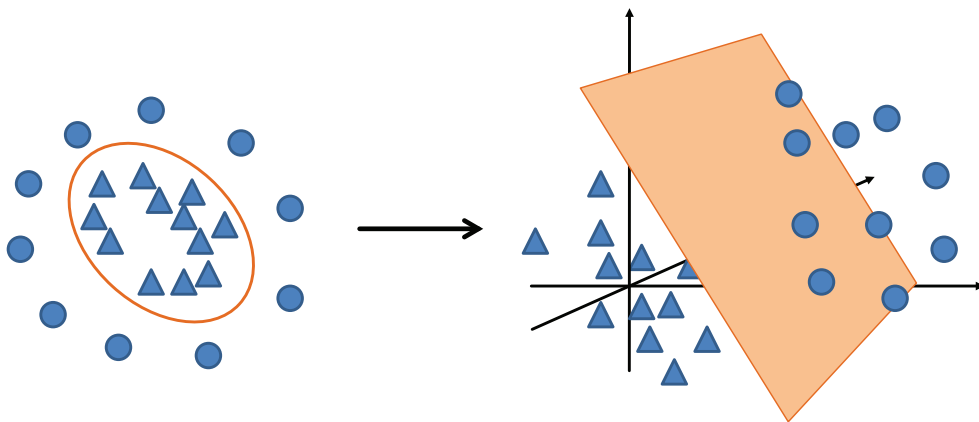


Abbildung 5.12: Trennung nach Transformation in höher dimensionalem Merkmalsraum.

nis von M^+ . Der Kernel-Trick ermöglicht es, jeden auf Skalarprodukten basierenden Algorithmus nichtlinear zu erweitern. Das Training einer SVM basiert letztlich strenggenommen ausschließlich auf Skalarproduktwerten [Her03]. Werden dort Kernel eingesetzt, entsteht ein implizites nichtlineares Lernverfahren. Die Berechnung der Skalarprodukte verfolgt die Messung von Ähnlichkeiten (lokale Abstände) zwischen den Punkten. Die Verwendung eines Kernels verlagert die Ähnlichkeitsmessung implizit in den hochdimensionalen Raum M^+ , wobei

die tatsächliche Berechnung der Merkmalsraumtransformation umgangen und die Leistung des Lernvorgangs nicht beeinflusst wird [Cri01, Suy05]. Der Merkmalsraum, in dem implizit gearbeitet wird, wird durch die Parametrisierung der entsprechenden Kernelfunktion bestimmt. Häufig verwendete Kernel-Funktionen sind:

- $k_{linear}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j$
- $k_{polynomial}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j + 1)^d$
- $k_{gaussian}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$
- $k_{sigmoid}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(a\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j + r)$

Zur Lösung von Klassifikationsproblemen mit mehr als zwei Klassen existieren hauptsächlich zwei Ansätze [Hsu02, Cha08]: die Einer-gegen-Alle- und die Jeder-gegen-Jeden-Strategie. Bei der Einer-gegen-Alle-Strategie werden alle Klassen in einem einzelnen Optimierungsproblem betrachtet. Es werden n -Hypothesen für n Klassen getroffen. Jeder i 'ten Klasse wird eine 1 zugewiesen. Die restlichen Klassen werden als Komplementärmenge zusammengefasst und auf -1 gesetzt. Dadurch wird das Optimierungsproblem bereits auf ein Vielfaches vereinfacht. Allerdings wird die Komplexität bei der Optimierung der Klassengrenzen erhöht und zudem die Skalierbarkeit eingeschränkt.

Die Jeder-gegen-Jeden-Strategie verwendet Trainingsdaten von jeweils genau zwei Klassen, um $n(n-1)$ Klassifikatoren anzulernen. Auf diese Weise werden mehrere kleine Optimierungsprobleme gelöst und die Methode erweist sich in vielen Situationen robuster, wenn auch die Anzahl der zu lernenden Hypothesen deutlich größer ist. Die Auswahl der jeweiligen Strategie ist vom Anwendungsfall abhängig, dazu existieren bereits Softwarelösungen, die die beste Konfiguration bestimmen.

SVMs teilen sich mehrere Vorteile mit den künstlichen Neuronalen Netzen. Darüber hinaus sind neben der Überlegenheit der SVMs bezüglich des Über- bzw. Untertrainierens bei den ANNs, die Techniken zur Optimierung der SVMs mathematisch bewiesen. Ein Hauptnachteil der SVMs besteht neben der verhältnismäßig hohen Laufzeit in der Auswahl vieler Parameter und Kernelfunktionen, die über die Leistungsfähigkeit des Verfahrens in der jeweiligen Anwendungssituation entscheiden. In der Trainingsphase muss eine Kernelfunktion für die optimale Platzierung der Hyperebene gewählt werden. Diese Auswahl hängt von der Separierbarkeit der Daten ab. Mittels Kernelfunktion können die Daten nun nicht nur linear, sondern auch polynomiell, sigmoid oder mittels radialer Basisfunktion (RBF, z.B. Gauss-Kernel) separiert werden. Häufig müssen die Daten mit verschiedenen Kernelfunktionen und Parametern antrainiert werden, um eine op-

5.3 Verfahren zur Klassifizierung der Partikelgruppen

timale Parametrisierung zu erhalten. Mathematisch ist jedoch bewiesen, dass die RBF-Kernel Funktion mindestens so gute Resultate erreicht wie die lineare Kernel Funktion [Her03]. Idealerweise lässt sich eine gute Konfiguration einer SVM durch Kreuzvalidierung eines größeren Merkmalsdatensatzes bestimmen.

6 Beschreibung der vorgeschlagenen Messmethodik mit farbigen Tracern

Das neu entwickelte Verfahren stellt eine Modifikation der klassischen Partikel Tracking Velocimetry dar (siehe Abschnitt 2.3). Das entsprechende Ablaufschema in Abbildung 6.1 gibt einen Überblick zu den jeweiligen Schritten von der Bildaufnahme bis zur Rekonstruktion der Trajektorien.

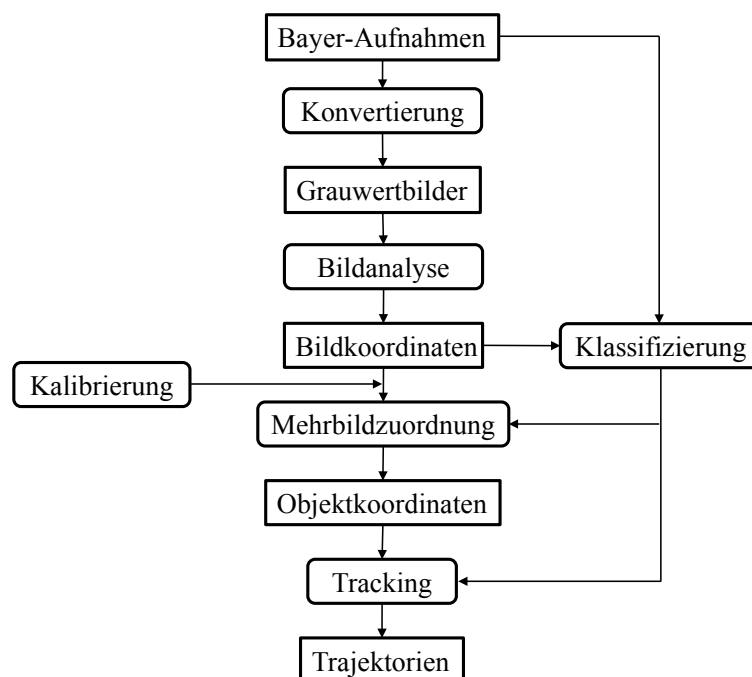


Abbildung 6.1: Ablaufschema einer 3D-PTV-Analyse mit objektraumbasiertem Tracking-Ansatz und Berücksichtigung farbiger Tracer.

6.1 Kalibrierung

Zwischen dem Messbereich im Windkanal und den Kameras befindet sich ein Beobachtungsfenster aus Glas, welches bündig mit den Seitenwänden des Windkanals abschließt und ein Ausreten der Partikel verhindert. Ein bestehendes und am IESK entwickeltes Kameramodell (siehe [Cal05] und darin zitierte Publikationen) wurde dahingehend erweitert, dass es die Brechung an dem Beobachtungsfenster bzw. den Strahlengang durch drei Medien berücksichtigt.

Neben den schon aus Kapitel 2.3.1 bekannten Parametern der inneren und äußeren Orientierung werden hierfür zusätzliche Parameter eingeführt. Zu ihnen gehören die Brechzahlen n_0, n_1, n_2 der jeweiligen Medien.

Es berücksichtigt neben dem Einfluss der radial-symmetrischen Objektivverzeichnung auch den Einfluss der Brechung, hervorgerufen durch eine Glasscheibe (Beobachtungsfenster am Windkanal) zwischen Kamera und Messbereich. Es wird nur der Übergang Luft-Glas-Luft berücksichtigt. Tabelle 6.1 enthält alle Parameter zur Beschreibung des Kameramodells.

Zuerst wird schrittweise in den Abschnitten 6.1.1 bis 6.1.5 die Transformation der Weltkoordinaten (Objektkoordinaten) in Bildkoordinaten erläutert. Auf dieser Grundlage werden in Abschnitt 6.1.6 die Kollinearitätsgleichungen des resultierenden Kameramodells aufgestellt. In Abschnitt 6.1.7 wird schließlich die Anwendbarkeit des aufgestellten Kameramodells geprüft.

Tabelle 6.1: Parameter der inneren und äußeren Orientierung.

Interne Parameter	Externe Parameter
Kamerakonstante c	Projektionszentrum $\mathbf{o}(x_0, y_0, z_0)$
Bildkoordinaten des Hauptpunktes $\mathbf{h}'(x'_h, y'_h)$	Rotationswinkel um x -, y - und z -Achsen: φ, κ, ω
Pixel-Skalierungsfaktor s_y	
Parameter der radial symmetrischen Objektivverzeichnung A_1, A_2, r_0	
Glasscheibenparameter	
Brechungsindex n_{Glas}	
Glasdicke d_1	
Abstand zur Kamera d_2	
Polarkoordinaten zur Beschreibung der Orientierung der Trennebenen α, β	

6.1.1 Überführung der Weltkoordinaten in Kamerakoordinaten

Zuerst wird der Punkt \mathbf{p} aus dem Weltkoordinatensystem in den Punkt \mathbf{p}_k bezüglich des Kamerakoordinatensystems überführt:

$$\mathbf{p}_k = (x_k \ y_k \ z_k)^T = \mathbf{R} (\mathbf{p} - \mathbf{o}) \quad (6.1)$$

Die Rotationsmatrix \mathbf{R} sei definiert durch:

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \quad (6.2)$$

$$\begin{aligned} r_{11} &= \cos(\varphi) \cos(\kappa) \\ r_{12} &= \cos(\omega) \sin(\kappa) + \sin(\omega) \sin(\varphi) \cos(\kappa) \\ r_{13} &= \sin(\omega) \sin(\kappa) - \cos(\omega) \sin(\varphi) \cos(\kappa) \\ r_{21} &= -\cos(\omega) \sin(\kappa) \\ r_{22} &= -\sin(\omega) \sin(\varphi) \sin(\kappa) + \cos(\omega) \cos(\kappa) \\ r_{23} &= \cos(\omega) \sin(\varphi) \sin(\kappa) + \sin(\omega) \cos(\kappa) \\ r_{31} &= \sin(\varphi) \\ r_{32} &= -\sin(\omega) \cos(\varphi) \\ r_{33} &= \cos(\omega) \cos(\varphi) \end{aligned}$$

6.1.2 Projektion auf die kameraseitige Glasebene

Abbildung 6.2 illustriert den Strahlengang ausgehend von \mathbf{p}_k durch das Projektionszentrum \mathbf{o}_K der Kamera. Der Schlüssel zur Bestimmung des Punktes \mathbf{p}_K'' liegt in der Berechnung der Länge s (siehe Abbildung 6.2), über die der Eintrittspunkt des Strahls in die Glasscheibe festgelegt wird. Auf diese Weise lässt sich der gesamte Strahlengang bis zum Projektionszentrum rekonstruieren, unter der Bedingung, dass der optische Weg minimal ist. Der Normalenvektor $\vec{\mathbf{n}}$ beider Glasebenen (über die die Glasscheibe modelliert wird) wird indirekt durch die Polarkoordinaten α und β repräsentiert. Auf diese Weise wird ein Modellparameter eingespart, denn die beiden Polarkoordinaten lassen sich wieder in drei kartesische Koordinaten überführen, so dass $\vec{\mathbf{n}} = (a_K b_K c_K)^T$. Die kameraseitige Ebene E_K'' ist so definiert, dass sie einen festen Abstand d_2 zum Projektions-

6 Beschreibung der vorgeschlagenen Messmethodik mit farbigen Tracern

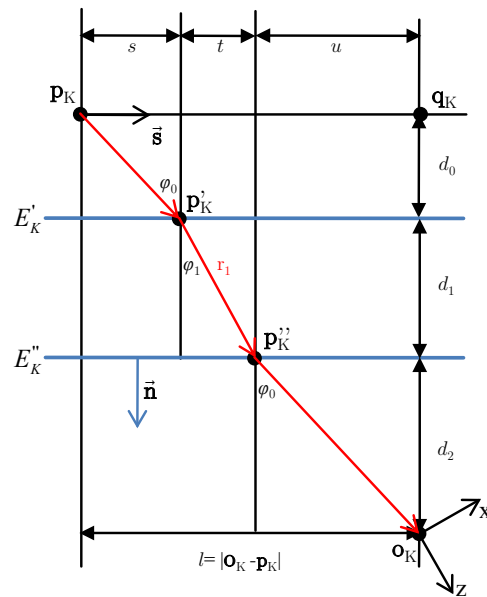


Abbildung 6.2: Strahlengang durch eine Glasscheibe von Punkt hinter der Scheibe bis zum Projektionszentrum.

zentrum $\mathbf{o}_K = (0, 0, 0)^T$ hat:

$$E''_K : a_K x + b_K y + c_K z + d_2. \quad (6.3)$$

Die zweite Ebene der Glasscheibe entspricht

$$E'_K : a_K x + b_K y + c_K z + d_2 + d_1. \quad (6.4)$$

Der Abstand d_0 des Punktes \mathbf{p}_K zu Ebene E''_K berechnet sich aus

$$d_0 = -a_K x_K - b_K y_K - c_K z_K - (d_2 + d_1). \quad (6.5)$$

Vor der Projektion von \mathbf{p}_K auf E'_K wird zunächst ein Punkt \mathbf{q}_K konstruiert mit dessen Hilfe dann die Richtung \vec{s} der Verschiebung auf den Ebenen berechnet werden kann:

$$\mathbf{q}_K = -(\mathbf{d}_0 + \mathbf{d}_1 + \mathbf{d}_2)\vec{n} \quad (6.6)$$

und

$$\vec{s} = \frac{\overrightarrow{\mathbf{p}_K \mathbf{q}_K}}{|\overrightarrow{\mathbf{p}_K \mathbf{q}_K}|}. \quad (6.7)$$

Die Länge $|\overrightarrow{\mathbf{p}_K \mathbf{q}_K}|$ wird im folgenden mit l notiert.

Die gesuchte Abbildung \mathbf{p}_K'' auf der kameraseitigen Ebene E_K'' kann nun mit Hilfe des durch die Brechung bedingten Strahlengangs berechnet werden. Als Kameramodell kommt das Lochkameramodell zum Einsatz. Deshalb muss der Strahl durch das Projektionszentrum der Kamera gehen und gleichzeitig die Forderungen des Brechungsgesetzes erfüllen. Es gilt

$$\sin(\varphi_0) = \frac{s}{\sqrt{s^2 + d_0^2}}. \quad (6.8)$$

Durch die Anwendung des Snellius'schen Brechungsgesetzes

$$n_0 = \frac{n_{\text{Glas}}}{n_{\text{Luft}}} = \frac{\sin(\varphi_0)}{\sin(\varphi_1)} \quad (6.9)$$

ergibt sich

$$\sin(\varphi_1) = \frac{\sin(\varphi_0)}{n_0}. \quad (6.10)$$

Der Abstand r_1 zwischen \mathbf{p}_K' und \mathbf{p}_K'' entspricht

$$r_1 = \frac{d_1}{\cos(\varphi_1)}. \quad (6.11)$$

Dies eröffnet eine Möglichkeit, die Länge t zu berechnen:

$$t = \sqrt{r_1^2 - d_1^2} = \sqrt{\frac{d_1^2 s^2}{(n_0^2 - 1)s^2 + n_0^2 d_0^2}}. \quad (6.12)$$

Da das Eintrittsmedium dem des Austrittsmediums entspricht (Luft), entspricht der Austrittswinkel dem Einfallswinkel φ_0 und es gilt

$$u = \frac{d_2}{d_0} s. \quad (6.13)$$

6 Beschreibung der vorgeschlagenen Messmethodik mit farbigen Tracern

Damit ergibt sich eine zweite Möglichkeit t zu berechnen:

$$t = l - s - u = l - s \left(\frac{d_2}{d_0} + 1 \right). \quad (6.14)$$

Demnach lassen sich die Gleichungen 6.12 und 6.14 gleichsetzen:

$$\sqrt{\frac{d_1^2 s^2}{(n_0^2 - 1)s^2 + n_0^2 d_0^2}} = l - s - u = l - s \left(\frac{d_2}{d_0} + 1 \right). \quad (6.15)$$

Ein Versuch diese Formel nach s aufzulösen ergibt ein Polynom vierten Grades:

$$\begin{aligned} 0 &= (n_0^2 - 1) \left(\frac{d_2^2}{d_0^2} + 2\frac{d_2}{d_0} + 1 \right) s^4 \\ &\quad - 2l(n_0^2 - 1) \left(\frac{d_2}{d_0} + 1 \right) s^3 \\ &\quad + \left((n_0^2 - 1)l^2 - d_1^2 + n_0^2(d_2^2 + 2d_2d_0 + d_0^2) \right) s^2 \\ &\quad - 2n_0^2 d_0 l (d_2 + d_0) s \\ &\quad + n_0^2 d_0^2 l^2 \end{aligned} \quad (6.16)$$

Daraus resultieren zwei reelle und zwei imaginäre Nullstellen. Davon ist die kleinste reelle Nullstelle die gesuchte Lösung (ohne Beweis). Diese analytische Berechnung von s setzt voraus, dass das Eintrittsmedium dem Austrittsmedium entspricht. Wenn das nicht der Fall ist, kann s nur numerisch bestimmt werden.

Schließlich kann \mathbf{p}_K'' wie folgt berechnet werden:

$$\mathbf{p}_K'' = \mathbf{p}_K + \underbrace{(s + t)\vec{\mathbf{s}} + (d_0 + d_1)\vec{\mathbf{n}}}_{\vec{\mathbf{r}}} \quad (6.17)$$

6.1.3 Projektion auf die Sensorebene

Nach der Berechnung von $\mathbf{p}''_{\mathbf{K}}$ erfolgt die Anwendung der Zentralperspektive, die $\mathbf{p}''_{\mathbf{K}}$ in vorzeichenbehaftete Sensorkoordinaten überführt:

$$\mathbf{p}'_{\mathbf{S}} = \begin{bmatrix} x'_S \\ y'_S \end{bmatrix} = c \begin{bmatrix} \frac{x''_{\mathbf{K}}}{z''_{\mathbf{K}}} \\ \frac{y''_{\mathbf{K}}}{z''_{\mathbf{K}}} \end{bmatrix}. \quad (6.18)$$

6.1.4 Berücksichtigung der Objektivverzeichnung

Die meisten Objektive sind nicht verzeichnungsfrei und es muss eine Korrektur der Verzeichnung erfolgen. Den größten Einfluss hat die radial-symmetrische Objektivverzeichnung und der entsprechende Versatz kann wie folgt modelliert werden:

$$\Delta r_{verz} = r_S \left(A_1(r_S^2 + r_0^2) + A_2(r_S^4 + r_0^4) \right) \quad (6.19)$$

Dabei bezeichnet $r_S = \sqrt{x_S'^2 + y_S'^2}$ den Abstand zur Sensormitte. Der Parameter r_0 sollte so gewählt werden, dass die minimalen und maximalen Verzeichnungswerte des genutzten Bildformats in etwa gleich groß werden. In der Regel ist $r_0 \approx \frac{2}{3}$ des maximalen Bildradius eine gute Wahl [Luh03]. Die Verzeichnungen in horizontaler und vertikaler Richtung entsprechen

$$\Delta x_{verz} = x'_S \frac{\Delta r_{verz}}{r_S} \quad (6.20)$$

und

$$\Delta y_{verz} = y'_S \frac{\Delta r_{verz}}{r_S}. \quad (6.21)$$

Daraus resultieren die verzeichneten Sensorkoordinaten:

$$\mathbf{p}'_{\mathbf{S}verz} = \begin{bmatrix} x'_{Sverz} \\ y'_{Sverz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x'_S + \Delta x_{verz} \\ y'_S + \Delta y_{verz} \end{bmatrix} \quad (6.22)$$

6.1.5 Überführung in Bildkoordinaten

Da die Sensormitte aufgrund von Montageungenauigkeiten nicht auf der optischen Achse des Kamerakoordinatensystems liegen muss und auch die Bildkoordinaten eines Bildes vorzeichenfrei sind sowie die Abstände zwischen den horizontalen und vertikalen Sensorelementen nicht zwangsweise einander entsprechen müssen, werden die endgültigen Bildkoordinaten wie folgt berechnet:

$$\mathbf{p}' = \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_h + x'_{Sverz} \\ y_h + s_y y'_{Sverz} \end{bmatrix} \quad (6.23)$$

Der absolute Wert des Skalierungsparameters s_y beträgt 1, wenn die Sensorelemente in horizontaler und vertikaler Richtung exakt den gleichen Abstand haben. Das Vorzeichen des Parameters bestimmt, ob der Koordinatenursprung des Bildes in der oberen linken Ecke (-) oder in der unteren linken Ecke (+) liegt.

6.1.6 Erweiterte Kollinearitätsgleichungen

Die zuvor beschriebenen Schritte lassen sich nun als erweiterte Kollinearitätsgleichungen für das Kameramodell zusammenfassen.

$$x' = x'_h + c \cdot \left(\frac{r_{11}(x - x_o) + r_{12}(y - y_o) + r_{13}(z - z_o) + x_r}{r_{31}(x - x_o) + r_{32}(y - y_o) + r_{33}(z - z_o) + z_r} \right) + \Delta x'_{verz} \quad (6.24)$$

und

$$y' = y'_h + s_y \cdot \left[c \cdot \left(\frac{r_{21}(x - x_o) + r_{22}(y - y_o) + r_{23}(z - z_o) + y_r}{r_{31}(x - x_o) + r_{32}(y - y_o) + r_{33}(z - z_o) + z_r} \right) + \Delta y'_{verz} \right]. \quad (6.25)$$

6.1.7 Test des Kameramodells

Der erste hier vorgestellte Test zur Eignung des aufgestellten Kameramodells wurde unter anderen Aufnahmebedingungen durchgeführt als später bei den PTV-Experimenten. Er dient hier nur zur Demonstration der erfolgreichen Kalibrierung einer Kamera mit einem 17 mm-Objektiv. Das verwendete Kalibrierfeld besitzt 27 Passpunktmarken, deren 3D-Koordinaten wohl definiert sind. Drei dieser Marken befinden sich auf einem 90 mm hohen Stempel gemessen von der Grundfläche des Feldes der Größe 200 mm × 200 mm. Des weiteren kam eine Plexiglasscheibe

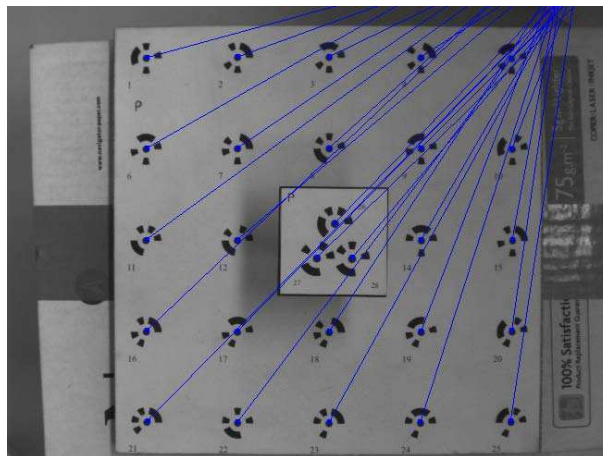


Abbildung 6.3: Residuen (Faktor 1000) nach der Kalibrierung ohne Berücksichtigung der Brechung. Die Glasscheibe ist gekippt (rechte obere Ecke zur Kamera). Die Abweichungen betragen 0.37 bis 2.28 Pixel.

der Stärke von 8 mm zum Einsatz.

Zu Beginn einer Kalibrierung werden hinreichend gute Näherungswerte für die Parameter der inneren und äußeren Orientierung benötigt. Diese werden über die *Methode der direkten linearen Transformation (DLT)* geschätzt. Für eine Beschreibung des Verfahrens sei auf [Luh03] verwiesen. Für den Test wurde zunächst eine Aufnahme vom Kalibrierfeld gemacht (Abstand ca. 1m), ohne Scheibe zwischen ihm und der Kamera. Auf Basis dieser Aufnahme erfolgte die Bestimmung der internen und externen Kameraparameter über *Ausgleichung nach vermittelnden Beobachtungen* (siehe [Kra04]). Die Abweichungen der detektierten Markenzentren im Bild zu den in das Bild projizierten Passpunktkoordinaten betragen im Mittel nur 0.028 Pixel. Die so gemessenen Abweichungen werden als Residuen bezeichnet. Dann wurde die Plexiglasscheibe in Schräglage zwischen Kalibrierfeld und Kamera platziert und wieder die Residuen bestimmt. Abbildung 6.3 stellt die Residuen, um den Faktor 1000 skaliert, auf der Aufnahme von Kalibrierfeld und Scheibe dar. Deutlich ist ein systematischer Fehler aufgrund der Schräglage der Scheibe zu erkennen.

Im Anschluss erfolgte eine Kalibrierung der Glasscheibenparameter. Die internen und externen Parameter wurden beibehalten. Das Ergebnis kann Abbildung 6.4 entnommen werden. Die Residuen sind um ein Vielfaches kleiner als vorher, und sie zeigen auch nicht mehr systematisch in eine Richtung.

Zuletzt wurde ein Ausgleich über alle Unbekannten des Kameramodells durchgeführt, worauf sich die Residuen weiter verkürzten. Das Resultat ist in Abbildung 6.5 zu sehen und entspricht

6 Beschreibung der vorgeschlagenen Messmethodik mit farbigen Tracern

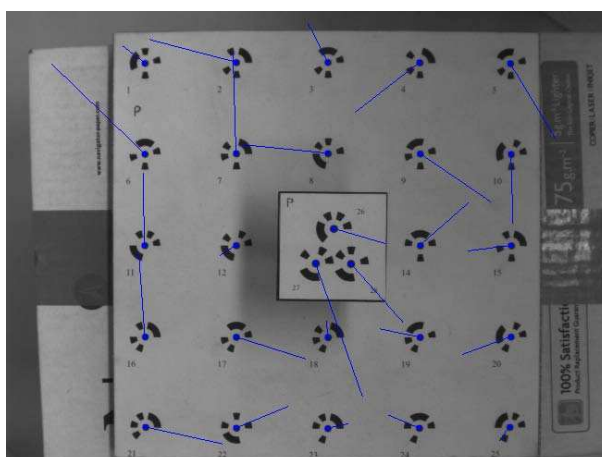


Abbildung 6.4: Residuen (Faktor 1000) nach der Kalibrierung der Glasscheibenparameter. Die mittlere absolute Abweichung der Beobachtungen beträgt 0.044 Pixel.

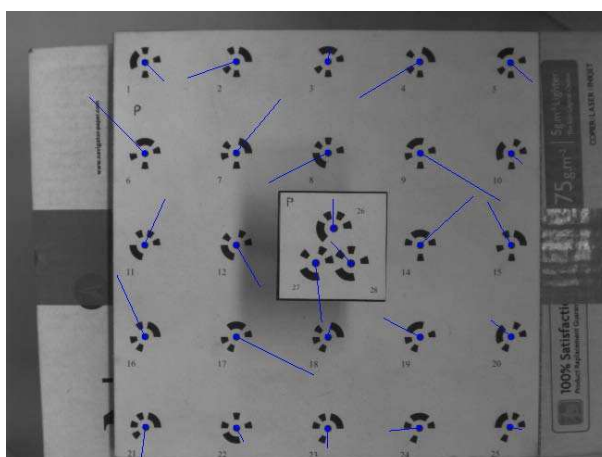


Abbildung 6.5: Residuen (Faktor 1000) nach wiederholter Kalibrierung der Kamera- und Glasscheibenparameter. Die mittlere absolute Abweichung der Beobachtungen beträgt 0.032 Pixel.

etwa dem Ergebnis des anfänglichen Kalibriervorgangs, ohne Scheibe zwischen Kalibrierfeld und Kamera.

In einem zweiten Test erfolgte die Kalibrierung der drei Kameras am Messaufbau. Dazu wurde ein spezielles zweistufiges Kalibrierfeld benutzt, welches den Beobachtungsbereich im Windtunnel fast vollständig ausfüllt. Es ist in Abbildung 6.6 abgebildet. Die quadratische Grundfläche hat eine Größe von $20\text{ mm} \times 20\text{ mm}$ und der Unterschied zwischen den beiden Passpunktebenen beträgt 2 mm. Der Durchmesser der Passpunkte beträgt 0.5 mm. Um die internen Parameter der

Kameras möglichst genau zu bestimmen, wurde das Kalibrierfeld in acht verschiedene Ausrichtungen gebracht und aufgenommen, ohne Glasscheibe. Für den Ausgleich über die internen Parameter jeder Kamera liegen somit 8×25 Passpunktbeobachtungen vor, die über das gesamte Messvolumen verteilt sind. Im Anschluss wurde das Kalibrierfeld mittig im Tunnel platziert und mit jeder Kamera aufgenommen. Wie im ersten Test wurden diese Aufnahmen dazu verwendet, die externen Parameter der beteiligten Kameras zu bestimmen. Danach erfolgte die Bestimmung der Glasscheibenparameter aus Aufnahmen mit Fensterglas vor dem Kalibrierfeld. Zum Schluss wurde noch einmal über alle Parameter ausgeglichen. Damit war die Kalibrierung der Kameras abgeschlossen. Um eine Aussage über die Genauigkeit rekonstruierter Partikelpositionen zu treffen, der eine solche Kalibrierung zugrunde liegt, wurde eine ebene Platte mit kleinen Punkten (0.2 mm Durchmesser) bedruckt und an einen kleinen Verschiebetisch befestigt, der manuell im Mikrometerbereich einstellbar ist. Die Platte wurde planparallel zum Beobachtungsfenster ausgerichtet. Zu allen Punkten auf der Platte wurden die 3D-Koordinaten auf Basis der Kalibrierung berechnet. Danach wurde die Platte um genau 6 mm in Richtung der Kameras verschoben. Wieder wurden die 3D-Koordinaten der Punkte auf der Platte bestimmt. Die gemessene Verschiebung aller Punkte lag im Mittel bei 5.98 mm. Die Standardabweichung betrug 0.007 mm. Dabei lag die maximale Verschiebung bei 5.995 mm und die minimale Verschiebung bei 5.968 mm. Die Differenz ergibt einen Wert von umgerechnet 27 μm .

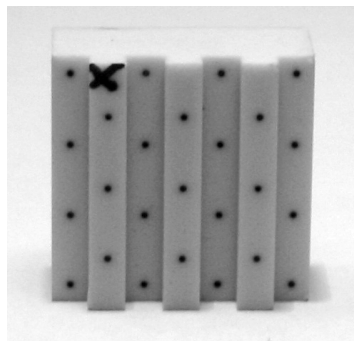


Abbildung 6.6: Kalibrierfeld mit zwei Passpunktebenen für Messungen im Windkanal.

6.2 Konvertierung

Die Bestimmung der Bildkoordinaten der Partikelzentren im späteren Schritt der Bildanalyse erfolgt auf der Grundlage von Grauwertbildern. Deshalb müssen die vorliegenden Bayerbilder

in Grauwertbilder konvertiert werden. Zuvor wird jedoch für jeden Kamerakanal ein gemittelttes Bayer-Rohdatenbild erzeugt. Dies erfolgt über Durchschnittsbildung von ca. 20 aufeinanderfolgenden Bildern von dem noch partikelfreien Messvolumen. Das so erhaltene Bild wird dann von allen Bildern der Sequenz abgezogen. Der Sinn in diesem Vorgehen liegt darin, dass Strukturen, die keine Partikel darstellen, eliminiert werden, wie z.B. Staub, Kratzer oder Reflexionen auf dem Beobachtungsfenster.

Danach wird in einem Zwischenschritt jedes der Bayer-Differenzbilder mit Hilfe eines geeigneten Demosaicing-Verfahrens in ein RGB-Bild überführt. Daraus werden im Anschluss die Grauwertbilder generiert. Hierbei wird auf eine unterschiedliche Wichtung der Farbkomponenten gemäß des YUV-Modells zur Bestimmung des Grauwertes verzichtet. Vielmehr erfolgt die Grauwertberechnung nach:

$$I(x, y) = \frac{1}{3} (I_R(x, y) + I_G(x, y) + I_B(x, y)) \quad (6.26)$$

Das Ergebnis wird mit einem Parameter s skaliert, damit der maximale Grauwert des finalen Bildes dem des Wertes der größten Farbkomponente max_{RGB} aus dem zuberechneten RGB-Bild entspricht:

$$I(x, y) = s \cdot I(x, y), \quad (6.27)$$

wobei dann

$$s = \frac{max_{RGB}}{max(I)}. \quad (6.28)$$

Die RGB-Bilder werden im weiteren Verlauf der Verarbeitungskette nicht weiter benötigt und werden deshalb auch nicht gespeichert.

6.3 Bildanalyse

6.3.1 Bildverbesserung

Der im Folgenden auf das Grauwertbild angewendete Vorverarbeitungsschritt (eingeführt von Crocker and Grier [Cro96]) behandelt zwei Probleme, welche sich auf die Partikeldetektion negativ auswirken: (1) langwellige Modulationen der Hintergrundintensität, die durch uneinheitliche Empfindlichkeit der Sensorelemente oder ungleichmäßige Beleuchtung hervorgerufen

werden und (2) nicht vermeidbares Quantenrauschen. Zur Lösung des ersten Problems wird ein quadratisches Boxcar-Filter mit einer Seitenlänge von $(2w + 1)$ Pixeln angewandt:

$$I_w(x, y) = \frac{1}{(2w + 1)^2} \sum_{j=-w}^w \sum_{i=-w}^w I(x + i, y + j) \quad (6.29)$$

Der benutzerdefinierte Parameter w bezeichnet eine Anzahl von Pixel, die über dem zu erwartenden Partikelradius liegt und kleiner ist als der kleinste zu erwartende Partikelabstand. In Bezug auf die durchgeführten Messungen wurde $w = 4$ gewählt. Das Quantenrauschen wird hier als einheitliche Gaussglocke nachgebildet mit einer Korrelationslänge $\lambda = 1$ Pixel. Die Faltung des Bildes I mit einer 2D-Gaußglocke unterdrückt ein solches Rauschen ohne das Bild übermäßig zu glätten:

$$I(x, y) = \frac{1}{b} \sum_{j=-w}^w \sum_{i=-w}^w I(x + i, y + j) \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{4\lambda^2}\right) \quad (6.30)$$

mit der Normalisierung

$$b = \left[\sum_{i=-w}^w \exp\left(-\frac{i^2}{4\lambda^2}\right) \right]^2 \quad (6.31)$$

Die Anwendung der Gleichungen (6.29) und (6.30) auf das Bild I können zu einem einzigen Faltungskern kombiniert werden:

$$K(i, j) = \frac{1}{K_0} \left[\frac{1}{b} \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{4\lambda^2}\right) - \frac{1}{(2w + 1)^2} \right] \quad (6.32)$$

Die Normalisierungskonstante

$$K_0 = \frac{1}{b} \left[\sum_{i=-w}^w \exp\left(-\frac{i^2}{2\lambda^2}\right) \right]^2 - \frac{b}{(2w + 1)^2} \quad (6.33)$$

kann dazu verwendet werden, gefilterte Bilder mit unterschiedlichem Wert w zu vergleichen. Das verbesserte Bild ergibt sich aus der Faltung:

$$I_f(x, y) = \sum_{j=-w}^w \sum_{i=-w}^w I(x - i, y - j) K(i, j). \quad (6.34)$$

6.3.2 Subpixelgenaue Bestimmung der 2D-Partikelzentren

Schwerpunktverfahren

Der Bestimmung der Partikelzentren in einem gefilterten Bild I_f wird eine Konnektivitätsanalyse nach Maas vorangestellt [Maa92b]. Dadurch werden auch sich überlappende Partikel behandelt. Der erste Schritt besteht in der Suche nach lokalen Maxima. Danach werden die umgebenden Pixel, deren Grauwerte über einem definierten Schwellenwert liegen, dem jeweiligen Maximum zugewiesen. In anderen Worten entspricht die Zuordnung eines Pixels zu einem Maximum der Zuordnung zu einem bestimmten Partikel. Der Algorithmus beginnt mit der pixelweisen Suche im Bild. Ist ein Pixelwert größer als der gegebene Schwellenwert wird das entsprechende Pixel getestet, ob es sich um ein lokales Maximum handelt. Das ist dann der Fall, wenn der Wert größer oder gleich zu den Pixelwerten der 8er Nachbarschaft ist, und das Maximum wird mit einer fortlaufenden ID versehen. Trifft dies nicht zu wird die Suche fortgesetzt. Ein gefundenes Maximum dient als Saatpunkt für ein Region Growing, welches die Pixel identifiziert, die zur Partikelabbildung gehören und sie markiert (mit der ID des Maximums). Dieser Vorgang wird deshalb auch als Labeling bezeichnet. Zur Entscheidung, ob ein Pixel einem Maximum zugeordnet werden soll, wird ein sogenanntes Diskontinuitätskriterium D , ein Schwellenwert, eingeführt. Sei ein Pixel an der Stelle p_0 mit einem Intensitätswert $I(p_0)$ schon einem Maximum zugewiesen und die Untersuchung wird an einem der nichtmarkierten Nachbarn p_1 mit dem Intensitätswert $I(p_1)$ fortgesetzt. Dann wird das Pixel p_1 dem aktuellen Maximum zugewiesen, wenn die folgenden beiden Bedingungen wahr sind: (1) $I(p_1) \leq I(p_0) + D$ und (2) es gibt ein oder mehr p_{n1} für die gilt $I(p_0) \geq I(p_{n1}) - D$, wobei p_{n1} einen der anderen sieben Nachbarn von p_1 bezeichnet.

Somit folgt der oben beschriebene Operator den nachstehenden Regeln und Annahmen:

1. Alle zu einer Partikelabbildung gehörenden Pixel besitzen höhere Intensitäten als der Schwellenwert.
2. Ein Partikel hat genau ein lokales Maximum.
3. Der Grauwertgradient innerhalb der Partikelabbildung ist kontinuierlich.
4. Ein Pixel, das ein lokales Minimum darstellt und verschiedenen benachbarten Pixeln zugewiesen werden könnte, wird dem Nachbarpixel mit dem größten Grauwert zugeordnet.

Die zweite und dritte Regel können verstärkt oder abgeschwächt werden durch Änderung der Diskontinuitätsschwelle D . Es werden Diskontinuitäten bis zu D Grauwerten innerhalb einer

Partikelabbildung toleriert.

Während des Labelings werden die n Pixel, die zu einem Maximum gehören, in einer Liste abgelegt. Die Koordinaten des Partikelzentrums werden schließlich über die Berechnung des Grauwertschwerpunktes bestimmt:

$$x_c = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (x_i \cdot I(x_i, y_i))}{\sum_{i=0}^{n-1} I(x_i, y_i)}; y_c = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (y_i \cdot I(x_i, y_i))}{\sum_{i=0}^{n-1} I(x_i, y_i)} \quad (6.35)$$

Gauß-Fit

Wäre die funktionelle Gestalt des Intensitätsprofils einer Partikelabbildung bekannt, würde das Fitten dieser Funktion auf eine Partikelabbildung zu einer sehr genauen Bestimmbarkeit der Partikelzentren führen. Im Allgemeinen ist diese Funktion nicht bekannt, dennoch ist die Annäherung des Intensitätsprofils durch eine Gauß-Funktion ein verbreiteter Ansatz.

$$I(x, y) = \frac{a}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \cdot e^{-\frac{1}{2}\left(\left(\frac{x-x_c}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y-y_c}{\sigma_y}\right)^2\right)} \quad (6.36)$$

Die Methode ist sehr genau und kann ebenfalls mit Überlappungen umgehen, allerdings ist sie sehr rechenzeitaufwendig. Zudem sind relativ große Partikelabbildungen Voraussetzung für die Anwendbarkeit der Methodik. Aus Gleichung 6.36 ist ersichtlich, dass für ein Fitting die fünf Parameter a , σ_x , σ_y , x_c und y_c verwendet werden. Demnach müssen mindestens fünf Pixel innerhalb einer Pixelgruppe sein und viel mehr, um eine akkurate Anpassung zu erreichen. Dieses Problem ist gekoppelt mit dem Fall sich überlappender Partikel. Demnach müssen kleine Partikelbilder ignoriert oder mit weniger genauen Methoden behandelt werden.

Die Probleme können etwas entschärft werden, wenn man statt des zweidimensionalen Gauß-Schemas zwei eindimensionale Gauß-Funktionen fittet. Durch die eine Gauß-Funktion wird die horizontale Komponente des Partikelzentrums bestimmt, durch die andere die vertikale Komponente. Diese Vorgehensweise benötigt nur das Pixel mit dem lokalen Maximum und seine vier direkten horizontalen und vertikalen Nachbarn. Hat man beispielsweise die angrenzenden horizontalen Pixelkoordinaten x_1 , x_2 und x_3 gegeben, so führt die Lösung des Gleichungssystems

$$I_i = \frac{a}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i-x_c}{\sigma}\right)^2} \quad (6.37)$$

mit $i = 1, 2, 3$ auf die horizontale Koordinate des Partikelzentrums:

$$x_c = \frac{1}{2} \frac{(x_1^2 - x_2^2) \ln(I_2/I_3) - (x_2^2 - x_3^2) \ln(I_1/I_2)}{(x_1 - x_2) \ln(I_2/I_3) - (x_2 - x_3) \ln(I_1/I_2)} \quad (6.38)$$

Die vertikale Koordinate lässt sich analog bestimmen.

Der 1D-Gauß-Schätzer behält viel von der Genauigkeit des 2D-Fitting-Schemas und benötigt weniger Datenpunkte [Oue06]. Die Methode kann beschleunigt werden, wenn man bedenkt, dass es sich bei den Argumenten der benötigten Logarithmen um Bildintensitäten handelt, die auf eine endliche Anzahl beschränkt ist (bei 8-Bit-Bildern beträgt die Anzahl 256). Somit können die benötigten Logarithmen vorher berechnet und in einer Look-Up-Tabelle gespeichert werden. In Abschnitt 5.2 werden die beiden implementierten Verfahren auf ihre Genauigkeit bezüglich der Bildgenerierung aus Bayer-Rohdaten und dem Einfluss von Rauschen untersucht.

6.4 Klassifizierung

Bei dem vorgestellten Verfahren ist die Bestimmung der Partikelfarbe bzw. der Farbklasse essentiell. Da wie in 5.1 gezeigt das Demosaicing bei der Konvertierung der Bayer-Rohdaten in RGB-Bilder Farbabberrationen an hochfrequenten Bildstrukturen hervorruft (dazu zählen kleine Partikelabbildungen), ist das Verwenden von RGB-Bildern zur Klassifizierung nicht angebracht. Aus diesem Grund wird die Verwendung eines geeigneten Klassifikators vorgeschlagen zur Bestimmung der Farbzugehörigkeit der Partikel. Auf eine Konvertierung der Bayer-Daten wird verzichtet, um Informationsverlust vorzubeugen. Der Klassifikator arbeitet direkt auf den Bayer-Rohdaten. Dazu haben sich mehrere Methoden bewährt: SVM, k-Nearest Neighbour und Neuronale Netze. Beispielhaft wird nun die Klassifizierung mit Hilfe eines künstlichen Neuronales Netzes (oder auch Artificial Neural Network, ANN) beschrieben. Sie sind lernfähig, robust und können sich im Kontext verfügbarer Trainingsdaten anpassen. Der Entwurf entspricht einem voll verbundenen Back-Propagation-Netz, wie es in Abbildung 6.7 dargestellt wird. Das Netz besteht aus

- einer Eingabeschicht mit 10 Neuronen;
- der ersten versteckten Schicht bestehend aus 8 Neuronen;
- einer zweiten versteckten Schicht ebenfalls mit 8 Neuronen;
- einer Ausgabeschicht mit 3 Neuronen.

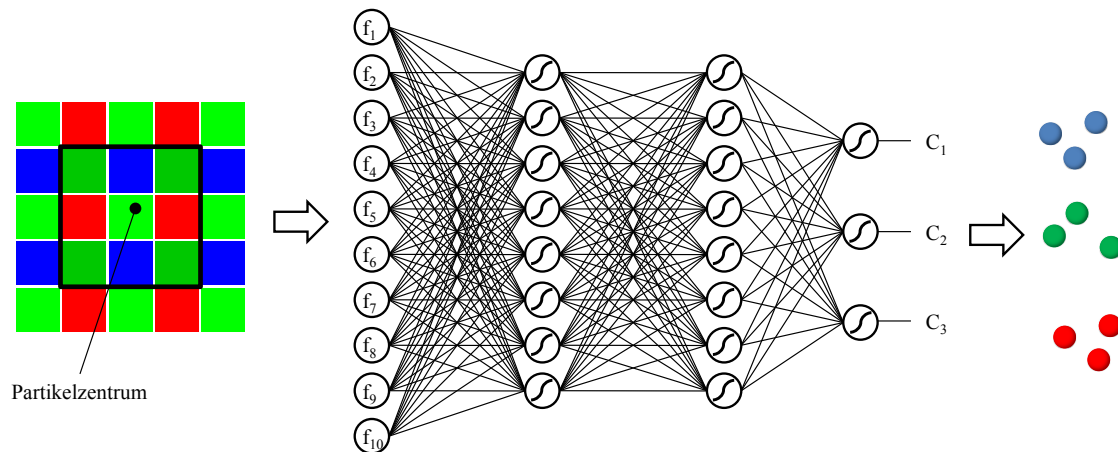


Abbildung 6.7: Prinzip der Farbklassifikation mit Hilfe eines Neuronales Netzes basierend auf Informationen zum Partikelzentrum und umliegender Bayer-Daten.

Tabelle 6.2: Definition des Merkmalsvektors.

Komponente	Merkmal
f_1	$\Phi(x_0, y_0)$
f_2	$I(x_0, y_0)$
f_3	$I(x_0 + 1, y_0)$
f_4	$I(x_0 + 1, y_0 - 1)$
f_5	$I(x_0, y_0 - 1)$
f_6	$I(x_0 - 1, y_0 - 1)$
f_7	$I(x_0 - 1, y_0)$
f_8	$I(x_0 - 1, y_0 + 1)$
f_9	$I(x_0, y_0 + 1)$
f_{10}	$I(x_0 + 1, y_0 + 1)$

Die Anzahl der Ausgabeneuronen wird festgelegt über die Anzahl der in den Experimenten verwendeten Partikelfarben. Deshalb muss das Netzwerk entsprechend angepasst werden bei der Verwendung von mehr oder weniger als drei Farben. Alle Neuronen in den beiden versteckten Schichten und der Ausgabeschicht haben sigmoide Aktivierungsfunktionen. Deswegen liefert das Netz keine scharfe Aussage über die Klassenzugehörigkeit. Das Ausgabeneuron mit dem höchsten Wert zeigt die Farbzugehörigkeit an. In Abbildung 6.7 sind die Ausgabeneurone mit C_1 , C_2 und C_3 bezeichnet worden. Sie entsprechen den Farbklassen Blau, Grün und Rot. Man beachte bzgl. dieser Notation, dass das Netz nur Informationen zur Farbklasse liefert und nicht zur Schattierung oder Helligkeit. In allen hier vorgestellten Experimenten wurden nur blaue,

grüne und rote Partikel als Tracer verwendet. Es wurde aber auch gezeigt, dass auch andere Farben wie Zyan, Magenta oder Gelb im Prinzip für nachfolgende Experimente geeignet sind.

Die Merkmale, die als Eingaben für das Netz dienen, werden direkt den Bayer-Bildern entnommen ("Eingabedaten", siehe Abb. 6.7). Das erste Merkmal ist der Typ des Bayerpixels auf dem das ermittelte Partikelzentrum fällt (unter Verwendung der ganzzahligen Koordinaten x_0 und y_0), der entsprechend Gleichung 6.39 festgelegt ist. Die Bezeichnung der Typen (G1, R, B, G2) richtet sich nach dem verwendeten Anordnungsschema der Filtertypen vor den Sensorelementen.

$$\Phi(x_0, y_0) = \begin{cases} 0 & , \text{ wenn } (x_0, y_0) \text{ auf G1} \\ 1 & , \text{ wenn } (x_0, y_0) \text{ auf R} \\ 2 & , \text{ wenn } (x_0, y_0) \text{ auf B} \\ 3 & , \text{ wenn } (x_0, y_0) \text{ auf G2} \end{cases} \quad (6.39)$$

Bei dem zweiten Merkmal handelt es sich um den Intensitätswert dieses Pixels. Die Intensitätswerte der acht Nachbarpixel vervollständigen den Merkmalsvektor auf zehn Komponenten (siehe auch Tabelle 6.2).

Ein Partikel muss mindestens eine Fläche von 3×3 Pixeln auf dem Sensor einnehmen, damit alle Merkmale für die Farbzuzuordnung verwendet werden können.

Zur Optimierung des Netzes wurde die Steilheit der nichtlinearen Aktivierungsfunktion anhand des Koeffizienten a in den einzelnen Schichten angepasst (Abbildung 6.8) [Nis05]. Er hat in der letzten Schicht einen Wert von 0.8, in den beiden versteckten Schichten den Wert 0.65 und bei der Eingangsschicht wurde der voreingestellte Wert von 0.5 verwendet. Diese Konfiguration gilt für alle durchgeführten Experimente. Das Training wird realisiert durch die Anpassung der Wichtungen $w(i \rightarrow j)$ innerhalb des Neuronalen Netzes (die Verbindungen zwischen den Neuronen in Schicht i und j , siehe Abbildungen 6.7 und 6.9), so dass die Ausgabe des Netzes am besten den Vorgaben der Trainingsmenge entspricht. Die Partikelfarben in den Trainingsdaten sind bekannt. Dazu werden für jede Partikelklasse separate Aufnahmen gemacht, die Partikelzentren bestimmt und die Merkmalsvektoren den bekannten Klassen zugeordnet, die dann zusammen die Trainingsmenge darstellen. Bei der Datenerfassung wird der Windkanal mit dem entsprechenden Einsatz bestückt, der für eine entsprechende Strömung verantwortlich ist (Schaufel, Zylinder, rotierender Stab). Dadurch wird sichergestellt, dass das Netz unter den selben Bedingungen angelernet wird, wie sie später bei der eigentlichen Messung mit dem Partikelmix bestehen. Für jeden Kamerakanal wird ein eigenes Netz angelernet, da die aufgenommene Szene aus unterschiedlichen Blickwinkeln betrachtet wird. Darum wird auch für jeden Kamerakanal ein separater Trainingsdatensatz erzeugt und in einer Datei abgelegt. Ein solcher enthält letzt-

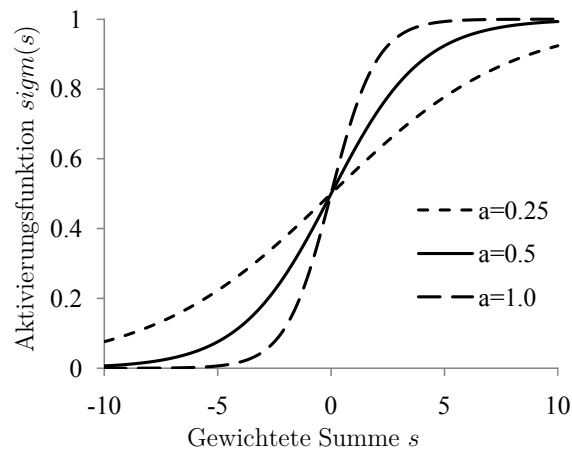


Abbildung 6.8: Sigmoide Aktivierungsfunktionen mit unterschiedlichem Koeffizienten a von 0.25, 0.5 und 1.

endlich 15000 Merkmalsvektoren pro Farbe, insgesamt also 45000 Merkmalsvektoren, inklusive ihrer bekannten Farbzuordnung. Das Training erfolgt nach der Back-Propagation-Methode über 30000 Iterationen, so dass am Ende ein Gesamtfehler von unter 10 % erreicht wird.

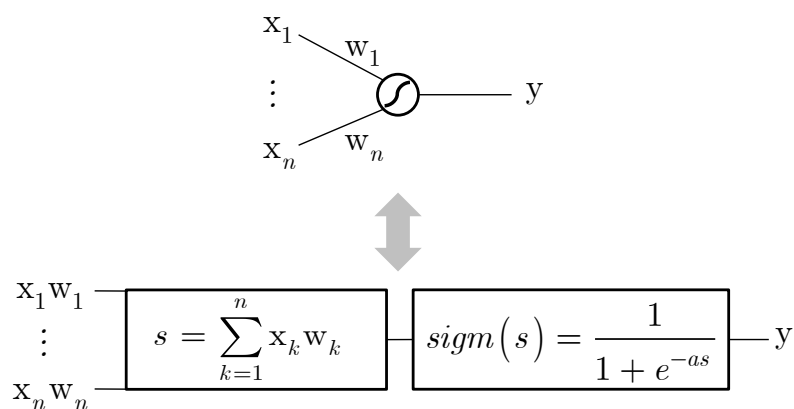


Abbildung 6.9: Berechnungsmodell für die Ausgabe eines einzelnen Neurons im Netz (siehe auch Abb. 6.7).

6 Beschreibung der vorgeschlagenen Messmethodik mit farbigen Tracern

Tabelle 6.3: Erkennungsraten des NN zu Konfiguration 1: Schaufelprofile.

Farbklasse	Kamera	P(C ₁)	P(C ₂)	P(C ₃)
C ₁ (blau)	A	82.21%	14.98%	2.81%
	B	73.3%	23.94%	2.76%
	C	76.33%	22.07%	1.6%
C ₂ (grün)	A	23.48%	72.1%	4.42%
	B	10.66%	84.0%	5.34%
	C	11.5%	80.82%	7.68%
C ₃ (rot)	A	5.54%	6.39%	88.07%
	B	1.38%	5.53%	93.09%
	C	0.8%	7.77%	91.43%

Tabelle 6.4: Erkennungsraten des NN zu Konfiguration 2: Zylinder.

Farbklasse	Kamera	P(C ₁)	P(C ₂)	P(C ₃)
C ₁ (blau)	A	73.22%	24.84%	1.94%
	B	68.69%	28.81%	2.5%
	C	83.05%	15.43%	1.52%
C ₂ (grün)	A	15.10%	82.76%	2.14%
	B	12.08%	84.68%	3.24%
	C	27.06%	69.98%	2.96%
C ₃ (rot)	A	2.44%	4.93%	92.63%
	B	1.89%	6.42%	91.69%
	C	6.59%	7.48%	85.93%

Tabelle 6.5: Erkennungsraten des NN zu Konfiguration 3: Wirbel.

Farbklasse	Kamera	P(C ₁)	P(C ₂)	P(C ₃)
C ₁ (blau)	A	84.74%	14.59%	0.67%
	B	90.18%	9.18%	0.64%
	C	79.93%	19.05%	1.02%
C ₂ (grün)	A	5.97%	93.05%	0.98%
	B	20.03%	78.66%	1.31%
	C	7.92%	90.47%	1.61%
C ₃ (rot)	A	0.54%	1.58%	97.88%
	B	1.39%	2.32%	96.29%
	C	0.83%	2.54%	96.63%

Das angelernete Netzwerk wird dann auf einem anderen Datensatz getestet, der ebenfalls 45 000 Merkmalsvektoren enthält. Für jede Farbe wird der prozentuale Anteil korrekt klassifizierter Merkmalsvektoren als Erkennungsrate bezeichnet. Es wurden typische Erkennungsraten zwischen 80 % und 90 % erreicht. Details können den Tabellen 6.3 (Konfiguration 1: Schaufeln), 6.4 (Konfiguration 2: Zylinder) und 6.5 (Konfiguration 3: rotierender Stab) entnommen werden.

In Anbetracht dieser Ergebnisse scheint es so, dass bestimmte Farben bevorzugt fehlerhaft klassifiziert werden. Zum Beispiel werden grüne Partikel 5 oder 10mal öfter mit blauen als mit roten Partikeln verwechselt. Die höchste Erkennungsrate wird bei den roten Partikeln erreicht.

6.4.1 Ergebnisse verschiedener Klassifizierer

Die Tabellen 6.6, 6.7 und 6.8 zeigen experimentelle Ergebnisse in Form von Konfusionsmatrizen für die entsprechenden Klassifikatoren Support Vector Machine, Neuronales Netz und die Methode der *k-nächsten-Nachbarn* unter Verwendung des selben Merkmalsraums. Die Wahrscheinlichkeiten für eine richtige Zuordnung der drei Farben liegt im Mittel bei etwa 90 % für alle getesteten Klassifikatoren. Für die hier dargestellten Experimente wurden disjunkte Trainings- und Testmengen verwendet mit jeweils 30 000 Stichproben aus einer monokularen Bildfolge.

In Bezug auf die in Abschnitt 6.5 erläuterte Mehrbildzuordnung muss allerdings davon ausgegangen werden, dass die Wahrscheinlichkeit einer korrekten Farbzuordnung in allen beteiligten Kameraansichten geringer ist. Geht man von einer Erkennungsrate von 90 % in drei Ansichten aus, so beträgt die Wahrscheinlichkeit, dass homologe Partikel der selben Farbklasse zugeordnet werden, nur noch 73 %. Dieser Aspekt kann in der nachfolgend beschriebenen Mehrbildzuordnung berücksichtigt werden: Für den Fall, dass nur in zwei Ansichten homologe Punkte gefunden werden, die zur selben Farbklasse gehören, und nur ein Kandidat in der dritten Ansicht in Frage kommt, der jedoch einer anderen Farbklasse zugewiesen wurde, wird trotzdem die räumliche Position des Partikels aus diesen drei Punkten berechnet. Die Farbklasse, die dann der ermittelten 3D-Position zugewiesen wird, wird dann auf Basis einer Mehrheitsentscheidung festgelegt.

Tabelle 6.6: Support Vector Machine.

Farbklasse	P(C ₁)	P(C ₂)	P(C ₃)
C ₁ (blau)	89.52%	10.37%	0.11%
C ₂ (grün)	7.96%	91.82%	0.22%
C ₃ (rot)	0.1%	4.15%	95.75%

Tabelle 6.7: Neuronales Netz.

Farbklasse	P(C ₁)	P(C ₂)	P(C ₃)
C ₁ (blau)	87.37%	12.09%	0.54%
C ₂ (grün)	5.49%	92.79%	1.72%
C ₃ (rot)	0.31%	1.48%	98.21%

Tabelle 6.8: k-Nächster Nachbar.

Farbklasse	P(C ₁)	P(C ₂)	P(C ₃)
C ₁ (blau)	83.12%	16.59%	0.29%
C ₂ (grün)	7.95%	91.68%	0.37%
C ₃ (rot)	0.18%	0.38%	99.44%

6.5 Mehrbildzuordnung

Für jeden Zeitpunkt werden je nach Konfiguration und induzierter Partikelmenge homologe Partikelpositionen in den drei Kameraansichten identifiziert. Dazu wird die Epipolargometrie als auch die Partikelfarbe genutzt. Abbildung 6.10 illustriert diesen Vorgang. In Kamera A ist das rote Partikel, zu dem korrespondierende Partikelabbildungen in den anderen beiden Kameras B und C gefunden werden sollen, mit einem rotem Quadrat markiert. In der Ansicht von Kamera B gibt es insgesamt 8 mögliche Kandidaten, die innerhalb eines festgelegten Abstandes zu der Epipolarlinie liegen, die den projizierten Sehstrahl aus Kameraansicht A repräsentiert. Da das Beobachtungsvolumen auf nur 8mm begrenzt ist, reduziert sich die Suche auf ein Segment der Epipolarlinie. Der Suchbereich ist somit auf das rote Rechteck in Kameraansicht B begrenzt, in dem sich nur vier Kandidaten befinden, und nur zwei von ihnen wurden als rot klassifiziert. In Kameraansicht C wird nun ebenfalls solch ein Rechteck bezüglich der Partikelposition aus Kamera A erzeugt und zusätzlich werden Rechtecke bezüglich der zwei möglichen Kandidaten

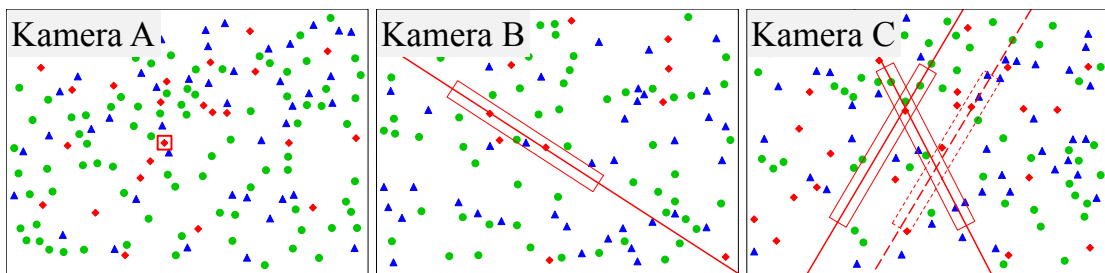


Abbildung 6.10: Identifizierung homologer Punkte mit Hilfe der Epipolargeometrie

aus Kamera B erzeugt. Potentielle Kandidaten in Kameraansicht C liegen in den Überschneidungsbereichen und sind vorzüglich als rot klassifiziert worden. Das trifft hier nur auf einen Kandidaten zu. Gibt es mehr als einen Kandidaten, wird sich für den entschieden, der den geringsten Abstand zum Schnittpunkt der Epipolarlinien hat.

Der Nutzen der vorgeschlagenen Methode wird Tabelle 6.9 deutlich. Die Suche nach korrespondierenden Partikelzentren wurde hier wie oben beschrieben für vier Zeitpunkte aus einem realen Messexperiment mit unterschiedlichen Partikeldichten durchgeführt. In der ersten Spalte n ist die Anzahl der Partikel aus Kamera A eingetragen, zu denen in beiden Kameras B und C entsprechende Korrespondenzen gefunden worden sind. Die Spalte N_a beinhaltet die durchschnittliche Anzahl von Mehrdeutigkeiten, wenn die Farbe der Partikel nicht für die Korrespondenzfindung genutzt wird (oder nicht nutzbar ist, wenn es sich um monochrome Partikel handelt). Die letzte Spalte N_{ac} repräsentiert die Menge der Mehrdeutigkeiten, wenn Farbinformation genutzt wird. Diese Messungen weichen etwas von den theoretischen Berechnungen aus Kapitel 3 ab (siehe Abbildung 3.1), aber der Trend ist sehr ähnlich. Mit dem Ausnutzen der Farbinformation zur örtlichen Korrespondenzfindung ist es möglich, die Anzahl der auftretenden Mehrdeutigkeiten deutlich zu reduzieren.

Nachdem nun die räumliche Lage der Partikel und deren Farbklassenzugehörigkeit für jeden Zeitpunkt der Messung vorliegen, können nun die Partikelbahnen rekonstruiert werden. Mit die-

Tabelle 6.9: Mehrdeutigkeiten ohne (N_a) und mit (N_{ac}) Einsatz von Farbklassen

n	N_a	N_{ac}
572	2.59	1.24
756	3.34	1.28
952	4.66	1.44
1535	9.27	2.02

sem Thema beschäftigt sich der folgende Abschnitt.

6.6 Tracking - Die Rekonstruktion der Partikelbahnen

Alle photogrammetrisch bestimmten Partikelpositionen mit der Information zur jeweiligen Farbklasse liegen nach der Mehrbildzuordnung in separaten Datensätzen vor. Abbildung 6.11 stellt exemplarisch den Inhalt einer Textdatei dar, wie sie verwendet wird, die einzelnen Datensätze zu archivieren. Der Name der Datei enthält die Nummer des jeweiligen Aufnahmezeitpunktes t und jeder Zeileneintrag i die entsprechenden Einträge bezüglich eines Partikels. Die Anzahl der Einträge kann von Datensatz zu Datensatz variieren, da mehr oder weniger Partikel in das Messvolumen eintraten bzw. dieses wieder verließen. Alle Partikeleinträge werden für jeden Datensatz in einer kd-Baumstruktur hinterlegt. Diese ermöglicht es, zu einer gegebenen Position $\tilde{\mathbf{x}}$, effizient Partikeleinträge zu finden, die im Umkreis eines Radius r_{max} liegen [Fuc80, Kle05].

x	y	z	c
10.6402494103	14.7514084509	0.3993396155	1
23.1712313324	6.6633186497	-2.1454579743	1
8.0413450521	16.3279577741	-0.0273885682	2
10.1488908659	14.6752969530	1.2786454404	0
19.6909341210	8.5860743084	1.7377408451	0
13.6037608968	12.3883886511	0.7515822697	0
4.7693173550	17.9021612269	0.0325873310	2
.	.	.	.
.	.	.	.

Abbildung 6.11: Auszug einer Datei „0836.p3d“ zum Speichern der Partikelinformationen zum Aufnahmezeitpunkt $t = 836$.

Aus der Gesamtheit der vorliegenden Datensätze werden, wie folgt, die Partikelbahnen in Form von Trajektorien bestimmt.

In der Implementierung besitzt ein Trajektorienobjekt eine eindeutige Identifikationsnummer i sowie eine Liste von Positionen, die den Pfad eines einzelnen Partikels repräsentieren. Korrespondierend dazu existiert eine Liste mit den Einträgen der jeweiligen Farbklassenzugehörigkeit. Weiterhin wird in der Variable s der aktuelle Verarbeitungszustand angegeben. Gültige Zustände sind:

- *initial*: Die Trajektorie wurde generiert und enthält somit nur einen Eintrag zu einer Partikelposition (x,y,z) und der damit verbundenen Farbinformation c .
- *open*: Die Trajektorie ist bereit zur Aufnahme einer Partikelposition (x,y,z) zzgl. der Farbinformation c .
- *closed*: Die Trajektorie wurde abgeschlossen. Es können keine weiteren Einträge hinzugefügt werden.

Trajektorien werden während der Abarbeitung des Algorithmus entsprechend ihres Verarbeitungszustandes in die drei Listen $L_{initial}$, L_{open} und L_{closed} eingeordnet. Jede Trajektorie bekommt zu Anfang ihrer Erzeugung eine eindeutige Identifikationsnummer i .

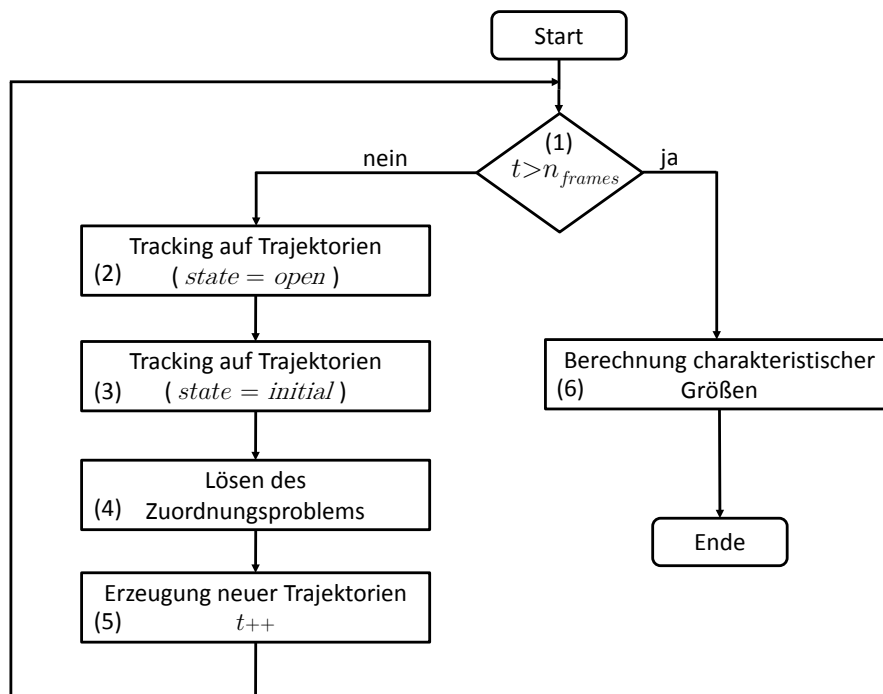


Abbildung 6.12: Flussdiagramm zum Ablauf des Trackingalgorithmus.

Die vorliegenden Datensätze sind nach ihrem Aufnahmezeitpunkt t benannt. Ihre Abarbeitung erfolgt iterativ in geordneter Reihenfolge nach dem folgenden Schema (siehe auch Abb. 6.12):

- (1) **Entscheidung zur Beendigung der Trackingschleife.** Wenn t größer ist als die Anzahl vorhandener Datensätze n_{frames} , gehe zu Schritt (6).
- (2) **Tracking auf Trajektorien($s=open$).** Für alle Trajektorien in L_{open} : Berechne aus den letzten beiden Einträgen gemäß der *Methode der geringsten Beschleunigung* die geschätz-

te Position $\tilde{\mathbf{x}}_i^t$ zum aktuellen Zeitpunkt t :

$$\tilde{\mathbf{x}}_i^t = 2\mathbf{x}_i^{t-1} - \mathbf{x}_i^{t-2}. \quad (6.40)$$

Finde um $\tilde{\mathbf{x}}_i^t$ alle Kandidaten \mathbf{x}_j^t im Umkreis von r_{max} , die derselben Farbklasse zugeordnet sind wie \mathbf{x}_i^{t-1} . Die euklidischen Abstände der Kandidaten \mathbf{x}_j^t zu $\tilde{\mathbf{x}}_i^t$ werden jeweils als Einträge C_{ij}^t der Kostenmatrix \mathbf{C}^t gemerkt. Wenn keine Kandidaten vorhanden sind, setze $s = closed$ und verschiebe die aktuelle Trajektorie nach L_{closed} .

- (3) **Tracking auf Trajektorien($s=initial$).** Für alle Trajektorien in $L_{initial}$: Benutze gemäß der *Methode des nächsten Nachbarn* \mathbf{x}_i^{t-1} als Referenzposition $\tilde{\mathbf{x}}_i^t$. Finde um $\tilde{\mathbf{x}}_i^t$ alle Kandidaten \mathbf{x}_j^t im Umkreis von $2r_{max}$, die derselben Farbklasse zugeordnet sind wie \mathbf{x}_i^{t-1} . Die euklidischen Abstände der Kandidaten \mathbf{x}_j^t zu $\tilde{\mathbf{x}}_i^t$ werden jeweils als Einträge C_{ij}^t der Kostenmatrix \mathbf{C}^t gemerkt. Wenn keine Kandidaten vorhanden sind, entferne die Trajektorie aus $L_{initial}$. Ansonsten, setze $s = open$ und verschiebe die aktuelle Trajektorie nach L_{open} .
- (4) **Lösen des Zuordnungsproblems.** Erstelle eine Kostenmatrix \mathbf{C}^t der Größe $m \times n$. Dabei bezeichnet hier m die Anzahl der Trajektorien in L_{open} und n ist die Anzahl der Einträge des aktuellen Datensatzes t . Alle zuvor berechneten C_{ij}^t werden in \mathbf{C}^t eingetragen, der übrige Teil von \mathbf{C}^t wird mit ∞ (symbolisch für unendlich große Werte) belegt. Die Lösung des Minimierungsproblems erfolgt nach der in Anhang B vorgestellten Munkres-Methode. Dabei werden auf Basis der erhaltenen Lösung die besten Kandidaten aus Datensatz t den jeweiligen Trajektorien zugewiesen.
- (5) **Erzeugung neuer Trajektorien.** Alle Einträge des Datensatzes t , die noch keiner Trajektorie zugewiesen wurden, werden dazu verwendet, neue Trajektorien mit dem Status *initial* zu erzeugen, die wiederum in $L_{initial}$ aufgenommen werden. Inkrementiere t und gehe zurück zu Schritt (1).
- (6) **Berechnung charakteristischer Größen.** Alle Trajektorien in L_{open} erhalten den Status $s = closed$ und werden nach L_{closed} verschoben. Berechne strömungstechnisch relevante Größen zu den Partikelpositionen innerhalb jeder Trajektorie aus L_{closed} . So kann beispielsweise, zum Zweck der Visualisierung, die Geschwindigkeit der Partikel über die Streckenabschnitte ihrer Flugbahn farblich kodiert werden.

Wegen des Kriteriums r_{max} besitzt die Mehrzahl der Einträge der Kostenmatrix \mathbf{C}^t den Wert ∞ . Die Anzahl der Einträge, die eine mögliche Zuordnung zwischen den Trajektorien i und den Partikelpositionen \mathbf{x}_j^t repräsentieren, ist, verglichen zur Anzahl aller Einträge, gering. Deshalb

bietet es sich an, das Konzept der dünnbesetzten Matrix auszunutzen [Pre02]. Zusammen mit dem o.g. Einsatz von kd-Bäumen resultiert daraus eine deutlich geringere Rechenzeit für das Tracking. Die Verarbeitung von 1500 Datensätzen mit jeweils 1000 Partikelpositionen benötigt damit auf einem aktuellen PC nur noch wenige Minuten statt mehrere Stunden.

Der Algorithmus, wie er bisher beschrieben wurde, geht von der idealen Voraussetzung aus, dass die Farbklassenzugehörigkeit der Partikelpositionen korrekt ist. In realen Messungen gibt es jedoch Schwierigkeiten bei der Klassifizierung der Partikelfarbe, auch können unterschiedlich gefärbte Partikel aneinander haften bleiben und rotierende Klümpchen bilden. Deshalb ist bei der zuvor beschriebenen Mehrbildzuordnung nicht sichergestellt, dass genügend Korrespondenzen in den beteiligten Ansichten zur Berechnung räumlicher Partikelpositionen gefunden werden. Aus diesen Gründen werden viele kurze, voneinander getrennte Trajektoriensegmente generiert, die eine andere Partikelfarbe haben können, aber eigentlich auf derselben Partikelbahn liegen.

Um nun lange Trajektorien zu erhalten, wird der Algorithmus um eine zweite Phase erweitert: Gemäß der *Methode der geringsten Beschleunigung* werden wieder die letzten beiden Einträge aus der Positionsliste einer Trajektorie i verwendet, um eine Referenzposition $\tilde{\mathbf{x}}_i^t$ für den Datensatz t zu berechnen, wo zuvor kein passendes Partikel der entsprechenden Farbklasse gefunden wurde. Innerhalb des Radius r_{max} um $\tilde{\mathbf{x}}_i^t$ wird nach der nächstliegenden Position \mathbf{x}_j^t gesucht, unabhängig davon zu welcher Farbklasse sie gehört. Wurde ein solcher Kandidat gefunden, wird geprüft, ob er schon zu einer anderen Trajektorie gehört oder nicht. Ist \mathbf{x}_j^t noch keiner anderen Trajektorie hinzugefügt worden, wird \mathbf{x}_j^t in die Positionsliste der Trajektorie i aufgenommen. Entspricht \mathbf{x}_j^t dem ersten Element der Positionsliste einer anderen Trajektorie, so werden beide Trajektorien zu einer verschmolzen. Ist keine Position \mathbf{x}_j^t in der Nähe der Referenzposition $\tilde{\mathbf{x}}_i^t$, so kann $\tilde{\mathbf{x}}_i^t$ zum Schein in die Positionsliste der Trajektorie i eingefügt werden, um der Fortsetzung der Trajektorie i zu dienen. Dies kann über eine kleine, festgelegte Anzahl von Zeitschritten erfolgen. Wird darüber hinaus immer noch kein real vorhandener Kandidat gefunden, so werden die zuvor eingefügten Scheinpositionen wieder aus der Trajektorie entfernt.

Das vorgestellte Verfahren unterstützt das Überbrücken von Trajektorien, die ansonsten für ein oder zwei Zeitpunkte unterbrochen wären, aufgrund nicht detektierter Partikelpositionen oder falscher Farbzuzuweisung. Die theoretische Basis dazu resultierte aus einem Treffen mit Dr. Dominique Tarlet, Dr. Haitao Xu und Prof. Eberhard Bodenschatz in Göttingen. Ich danke den Beteiligten für die ergiebige Diskussion.

Die Ergebnisse und Eignung des Verfahrens werden im anschließenden Kapitel diskutiert.

7 Ergebnisse zur Trajektorienmessung

7.1 Untersuchungen zur Farbhomogenität innerhalb der Trajektorien

Die Güte des Tracking ist stark abhängig von der richtigen Erkennung der Tracer-Farbe. Darum ist die Farb-Homogenität H_c einer Trajektorie ein wichtiger Aspekt. Gehören alle Partikelpositionen der gleichen Farbklasse an, so stützt das den Einsatz von farbigen Tracern. Die Wahrnehmungsraten wurden in Strömungen gemessen, die jeweils nur mit Partikeln einer Farbe angereichert wurden. Dagegen wird die Farb-Homogenität entlang einer Trajektorie in einer Strömung ermittelt, welche eine Mischung farbiger Tracer enthält. Beim Tracking wird zunächst die Farbe ermittelt, die nach der Farbklassifikation bestimmt wurde. Die Größe H_c ist der prozentuale Anteil der Positionen innerhalb der Trajektorien, die zur selben Farbklasse gehören. Über alle Trajektorien gleicher Farbe wird der Mittelwert von H_c bestimmt.

7.1.1 Konfiguration 1

Die Ergebnisse zur Farbhomogenität zum Strömungsexperiment an den Schaufelprofilen sind in Tabelle 7.1 aufgelistet zusammen mit dem Anteil der Tracer in den erzeugten Trajektorien und dem Farbanteil der einzelnen Tracer in der Strömung. Beide Anteile sind etwa identisch. Die berechnete Homogenität H_c ist annähernd 80 % für rot und grün und auch für blau mit fast 70 % zufriedenstellend.

Weiterhin lassen die Ergebnisse den Schluss zu, dass es nicht nötig ist gleiche Farbanteile im Tracer-Mix zu verwenden. Das Messsystem ist in der Lage den Vorteil der Farbinformation zu nutzen, auch mit Tracern mit geringem Anteil (z.B. 16 % verglichen mit 58 %). Deshalb kann der Tracer-Mix den Bedürfnissen des Nutzers und den vorhandenen Farbmengen angepasst werden. Somit ist ein gleicher Anteil der verwendeten Farben in der Mischung nicht notwendig.

7 Ergebnisse zur Trajektorienmessung

Tabelle 7.1: Homogenität H_c der Trajektorien aus Konfiguration 1.

	H_c	Farbanteil für Trajektorien	Farbanteil für Tracer
H_{Rot}	79.0 %	16.9 %	16.7 %
H_{Gruen}	77.5 %	58.1 %	58.3 %
H_{Blau}	67.6 %	25.0 %	25.0 %
Zeit	400 ms (200 Bilder), Anzahl der Trajektorien		41 823
Durchschnitt detektierter Tracer pro Aufnahme: $800 \pm 20 \%$			

Auf dem Histogramm (Abbildung 7.1, links), welches auf den vorkommenden Trajektorienlängen basiert, ist ein dominierend hoher Anteil kurzer Trajektorien auffallend. Es ist nicht überraschend, dass die Zahl der Trajektorien mit zunehmender Länge abnimmt, da es einfacher ist kurze Trajektorien zu erhalten und sie darum häufiger auftreten. Einige Trajektorien haben dennoch eine Länge über 150 aufeinanderfolgenden Zeitschritte, aber ihr Vorkommen ist zu klein als dies als bedeutende Leistung zu betrachten. Wie später erläutert werden zur Darstellung nur Trajektorien mit einer Mindestlänge von 15 Zeitschritten genutzt.

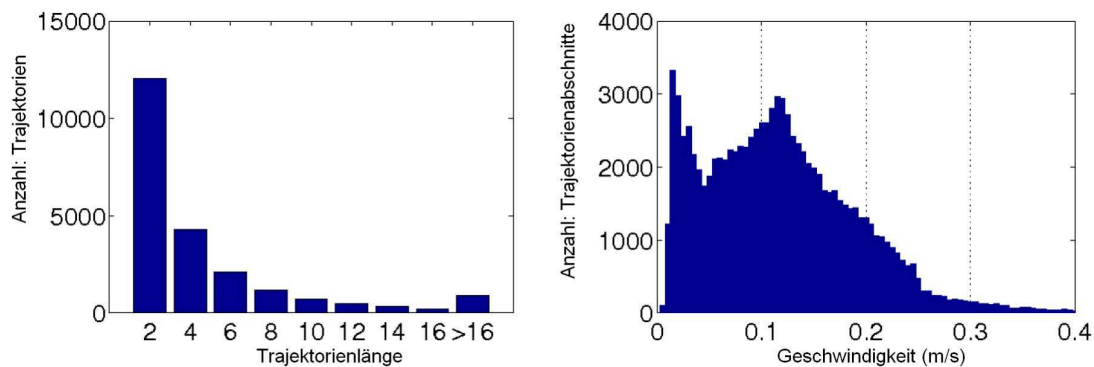


Abbildung 7.1: Konfiguration 1 (Schaufelprofile). Links: Histogramm der Trajektorienlänge; Rechts: Histogramm der Geschwindigkeiten ($r_{max} = 0.5$ mm - entspricht einer Geschwindigkeit von 0.25 m/s).

Die Suche nach passenden Kandidaten im nächsten Schritt bezieht den Nutzer-definierten Parameter r_{max} ein, als maximal tolerierbaren Abstand. Indirekt bedeutet dies auch die Annahme einer entsprechend Höchstgeschwindigkeit in der Strömung. Es ist darum in einem Geschwindigkeitshistogramm (Abbildung 7.1, rechts) zu prüfen, dass dieses Maximum nicht zu klein gewählt wird, damit interessante Strömungsmuster nicht fälschlicherweise herausfallen. Dieses Histogramm enthält alle Trajektorien unabhängig von ihrer Länge. Der von einem Partikel zurückgelegte Weg δ zwischen zwei Zeitpunkten wird durch Dividieren mit dem bekannten Zeitintervall in die Geschwindigkeit umgerechnet. Dies vereinfacht einen Vergleich mit

den Strömungsgeschwindigkeiten. Das Wegen der höheren physikalischen Bedeutung verglichen zum NN-Ansatz hat das MA-Kriterium die Eigenschaft nicht die Länge der Trajektorien auf $\delta = r_{max}$ zu beschränken (r_{max} ist hier 0.5mm und resultiert in eine Geschwindigkeit von 0.25 m/s). Beim MA-Kriterium wird die Differenz aus Distanz zwischen dem nächsten ($t + 1$) und aktuellem (t) und der Distanz zwischen dem aktuellen (t) und dem vorherigen ($t - 1$) Zeitpunkt gebildet. Das Ergebnis der Subtraktion ist der Abstand zwischen dem Kandidaten und der vorhergesagten Position der nächsten Epoche ($t+1$), der gewöhnlich kleiner ist als der Abstand zur aktuell betrachteten Position in Epoche t . Dies wird in Abbildung 7.2 veranschaulicht.

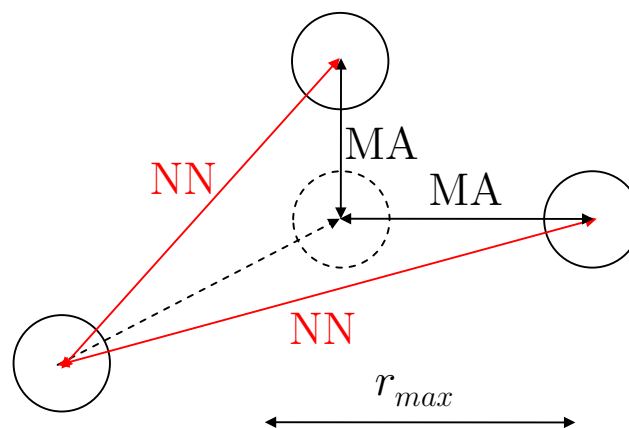


Abbildung 7.2: Die Trackingmethode des nächsten Nachbarn (rot, NN) erlaubt keine Verknüpfung zu Partikeln der nächsten Epoche, die in größerer Entfernung als r_{max} liegen. Die Methode der Minimalen Beschleunigung (schwarz, MA) akzeptiert dagegen auch Kandidaten, deren Entfernung größer ist.

Eine andere interessante Beobachtung aus dem Geschwindigkeitshistogramm ist das erste lokale Maximum an der Stelle sehr geringer Geschwindigkeiten um 0.02 m/s. Isoliert man diese Trajektorien, werden Rezirkulationszonen im Messvolumen hinter der obersten Schaufel in Strömungsrichtung deutlich sichtbar. Durch diese Art der Auswertung ist es möglich eine automatisierte Methode zur Identifizierung von Rezirkulationszonen zu entwickeln, was sehr praktisch für einige Anwendungen sein könnte (z.B. Sicherheitsaspekte in vorgemischten Gasbrennkammern).

7.1.2 Konfiguration 2

Die Ergebnisse für das Zylinder-Experiment werden in Tabelle 7.2 gezeigt. Im Vergleich zu Konfiguration 1 beträgt die Homogenität H_c der Farbe etwa 10 % weniger. Dennoch ist deutlich

7 Ergebnisse zur Trajektorienmessung

die Balance der verwendeten Farbklassen zu erkennen.

Tabelle 7.2: Homogenität H_c der Trajektorien aus Konfiguration 2.

	H_c	Farbanteil für Trajektorien	Farbanteil für Tracer
H_{Red}	66.6 %	24.6 %	24.8 %
H_{Green}	68.0 %	34.4 %	33.9 %
H_{Blue}	65.1 %	41.0 %	41.3 %
Zeit	1350 ms (675 Aufnahmen), Anzahl der Trajektorien : 54 893		
	Durchschnitt detektierter Tracer pro Aufnahme: 750 ± 20 %		

Für Nachbearbeitung wurden zwei verschiedene Bereiche unterschieden: der obere Teil entspricht Freistrombedingungen und der untere Teil repräsentiert die Rezirkulationszone am Zylinder. Dies ist gerechtfertigt wegen dem Unterschied zwischen der Partikelkonzentration im oberen Teil (korrespondierend zum freien Strom über dem Zylinder fast ohne Störeinflüsse) und der im unteren Teil (große Rezirkulationszonen hinter dem Zylinder). Die Partikelpositionen in den unterschiedlichen Bereichen wurden separat durch den Tracking-Algorithmus ausgewertet. Danach wurden die beiden Trajektorienmengen wieder vereinigt und für die Visualisierung verwendet. Diese Strategie führt die Berechnungen um ca. 50 % schneller aus, wegen der geringeren Größe der Kostenmatrix C .

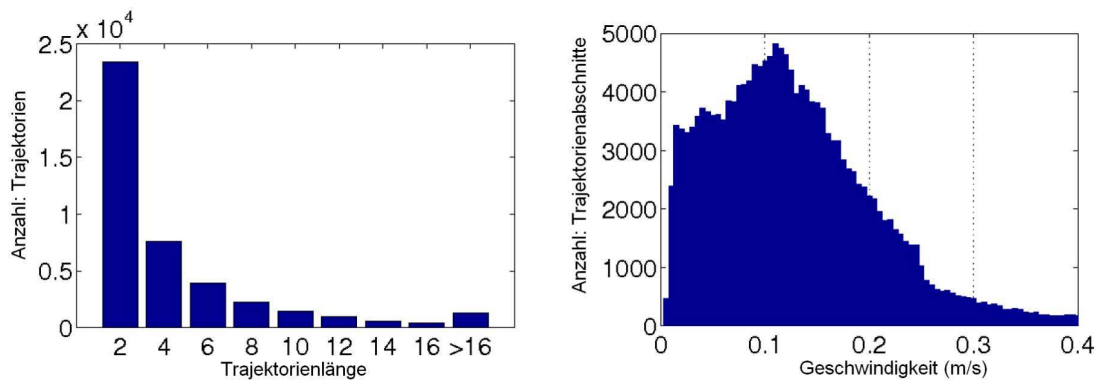


Abbildung 7.3: Konfiguration 2 (Zylinder). Links: Histogramm der Trajektorienlänge; Rechts: Histogramm der Geschwindigkeiten ($r_{max} = 0.5$ mm - entspricht einer Geschwindigkeit von 0.25 m/s).

Schaut man auf das zugehörige Histogramm, fällt eine etwas größere Anzahl Trajektorien als bei Konfiguration 1 auf, etwa 15 % mehr. Diese resultiert aus längerer Messzeit und mehr gefundener Partikel. Es gibt auch mehr Trajektorien die mindestens vier aufeinanderfolgende Zeitpunkte enthalten (Abbildung 7.3, links). Obwohl das Rezirkulationsmuster hier größer als in Konfiguration 1 ist, liegt die Mehrheit der glaubhaften Geschwindigkeiten auch hier bei ungefähr 0.12 m/s.

Der negative Effekt der maximalen Verschiebungstoleranz ($r_{max} = 0.5$ mm entspricht einer Geschwindigkeit von 0.25 m/s) ist hier dank des MA-Kriteriums schwer zu erkennen. Es gibt nur einen weichen Abfall bei gemessenen Geschwindigkeiten über diesem KO-Wert (Abbildung 7.3, rechts).

7.1.3 Konfiguration 3

Im Vergleich zu den vorangegangenen Konfigurationen, wurde bei der spiralförmigen Strömung eine geringere Anzahl von Partikeln detektiert (263 pro Zeitpunkt im Mittel, siehe Tabelle 7.3), jedoch über ein längere Zeit aufgenommen (600 ms). Diese Konfiguration stellt höhere Anforderungen an das Messsystem, da sie eine vollkommene dreidimensionale Strömung erzeugt mit hohen Geschwindigkeitskomponenten senkrecht zur Hauptströmungsrichtung. Demzufolge führt eine Strömungsbahn über die gesamte Tiefe des Messvolumens. Tracer können sich gegenseitig in den Kamerabildern überdecken, was das Verbinden zu Trajektorien erschwert. Darum gibt es auch von Epoche zu Epoche starke Variationen in der Anzahl der gefundenen Tracer. Nichtsdestotrotz ist die Anzahl der rekonstruierten Trajektorien ähnlich zu den vorangegangenen Konfigurationen, sogar etwas mehr.

Die Farbverteilung detektierter Tracer ist nicht besonders gleichmäßig, mit nur 14 % blauen Partikeln, was die Verwertbarkeit der Ergebnisse mindert. Die Farbhomogenität H_c entlang der Trajektorien ist allerdings immer noch als sehr gut zu bewerten mit über 80 % für jede Farbklasse.

Beim Histogramm der Trajektorienlängen (Abbildung 7.4, links) erkennt man nur eine kleine Anzahl langer Trajektorien im Vergleich zu den anderen beiden Konfigurationen. Dies ist durch die größere Komplexität der Spiralströmung bedingt. Es wird eine wirklich dreidimensionale Strömung erzeugt, wobei Partikel im Hintergrund durch Partikel im Vordergrund verdeckt werden und sich in eine andere Richtung bewegen. Wie schon beim Aufbau beschrieben, handelt

Tabelle 7.3: Homogenität H_c der Trajektorien aus Konfiguration 3.

	H_c	Farbanteil für Trajektorien	Farbanteil für Tracer
H_{Red}	85.1 %	32.7 %	36.6 %
H_{Green}	87.5 %	53.5 %	49.6 %
H_{Blue}	80.0 %	16.8 %	13.8 %
Zeit	1200 ms (600 Aufnahmen), Anzahl der Trajektorien		55 060
Durchschnitt detektierter Tracer pro Aufnahme: 263 ± 50 %			

7 Ergebnisse zur Trajektorienmessung

es sich beim Erzeuger dieser spiralförmigen Strömung um einen Stab, der asymmetrisch an der Motorachse befestigt ist und mitrotiert. Das Maximum des Geschwindigkeitenhistogramms liegt immer noch bei etwa 0.12 m/s (Abbildung 7.4, rechts). Die Form des Histogramms unterscheidet sich sehr von dem der beiden anderen Konfigurationen. Da der um die x-Achse rotierende Stab keinen großen Widerstand in der Strömung erzeugt, gibt es keine Bereiche, wo sehr kleine Geschwindigkeiten auftreten. Rezirkulationszonen treten bei dieser Konfiguration nicht auf.

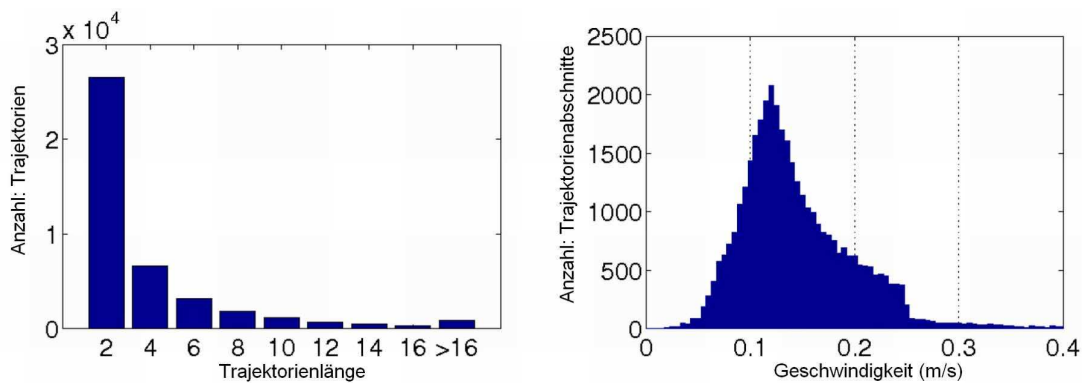


Abbildung 7.4: Konfiguration 3: Wirbel. Links: Histogramm der Trajektorienlängen; Rechts: Histogramm der Geschwindigkeiten ($r_{max} = 0.5$ mm - entspricht einer Geschwindigkeit von 0.25 m/s).

7.2 Visualisierung und Diskussion

Die zuvor beschriebene Messung und Nachverarbeitung wird nun zur Darstellung der zeitabhängigen, dreidimensionalen Strömung im Messvolumen verwendet. Die rekonstruierten Trajektorien werden hier in farbigen Abbildungen entsprechend den drei Konfigurationen vorgestellt. Da die Farbe der Partikel eine der Hauptkomponenten der entwickelten Methode darstellt, gibt es Bilder, in denen die Trajektorien gemäß der Partikelfarbe eingezeichnet sind. Demgegenüber stehen Abbildungen, in denen die Geschwindigkeiten entlang der Trajektorien farbkodiert sind. Das Verfahren liefert unter anderem sehr dichte Trajektorienbündel. Dies ist für den Betrachter, da auch sehr viele kurze Trajektorien vorhanden sind, die nur einen geringen oder keinen Informationsgehalt haben, unvorteilhaft. Darum werden nur Trajektorien, die über 15 aufeinanderfolgende Epochen gehen, eingezeichnet. Diese Trajektorien liefern den meisten Informationsgewinn und erlauben eine klarere Darstellung.

7.2.1 Konfiguration 1

Abbildung 7.5 stellt die Strömung an dem Schaufelprofil dar. Die Farbe kodiert die Höhe der Geschwindigkeiten, die zwischen sehr gering (0.01 m/s) und relativ hoch (0.24 m/s) variieren. Ein solch hoher Unterschied zwischen den Geschwindigkeiten stellt eine Herausforderung für die 3D-PTV dar.

Das erste signifikante Merkmal ist die Rezirkulation in Strömungsrichtung hinter der obersten Schaufel. Die Geschwindigkeit ist dort sehr gering (unter 0.05 m/s), und die Trajektorien weisen starke Richtungsänderungen auf (Änderungen der Strömungsrichtung von 90° innerhalb von 2 bis 3 mm). Das entwickelte PTV-Messsystem ist somit in der Lage auch Trajektorien mit starken Krümmungen aufzulösen. Solche Lagrange'schen Messungen bis in den Millimeterbereich sind ideale Ergänzungen zu Euler'schen Messungen (wie PIV).

Der Verengungseffekt der oberen Schaufel mit der oberen Wand des Messbereichs ist deutlich erkennbar. Ein glatter kontinuierlicher Abfall der Geschwindigkeit zwischen etwa 0.01 und 0.24 m/s ist zu beobachten und zeigt die Verlässlichkeit der Methode für solche Strömungsformen.

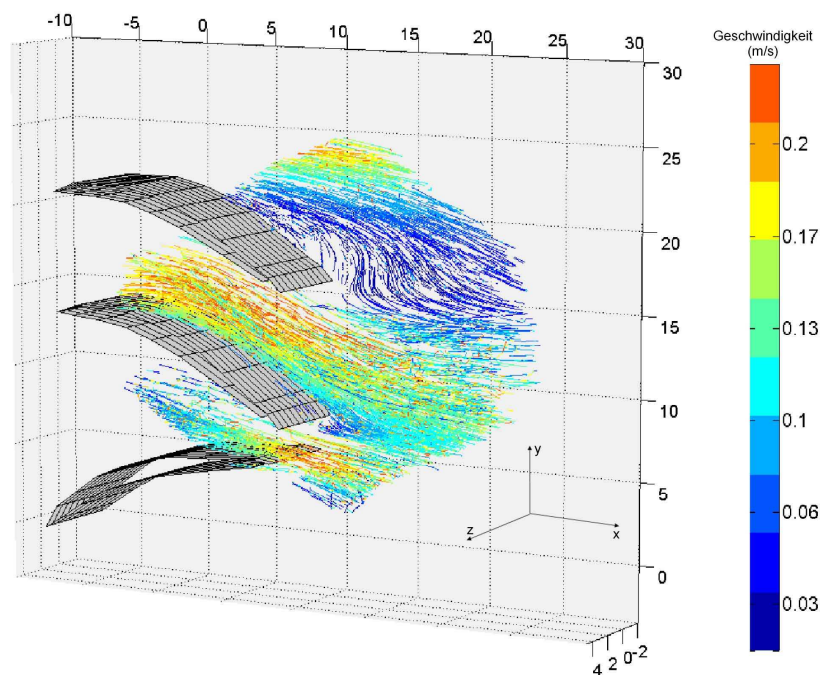


Abbildung 7.5: Rekonstruierte Trajektorien der Strömung an den drei Schaufelprofilen aus Konfiguration 1. Die Geschwindigkeit ist farbkodiert (Längenangaben an den Achsen in mm).

7 Ergebnisse zur Trajektorienmessung

Eine Änderung der Strömungsrichtung kann ebenfalls, wie zu erwarten, zwischen den parallel angeordneten oberen und mittleren Schaufeln (entspricht einer Kanalbreite von ca. 8 mm) beobachtet werden. Die Geschwindigkeit an diesen Trajektorien bleibt nahezu konstant.

Vielleicht am interessantesten ist die zu erwartende Beschleunigung, die aus der Verengung zwischen der mittleren und unteren Schaufel resultiert. Diese ist in der Abbildung deutlich zu erkennen.

In Abbildung 7.6 werden die Trajektorien auf Basis der Partikelfarbe dargestellt. Auf diese Art bekommt man eine Vorstellung bezüglich der Verteilung der blauen, roten und grünen Partikel. Nichtsdestotrotz muss man daran denken, dass hier nur lange Trajektorien angezeigt werden (mindestens 15 Epochen). Eine Mehrheit grüner Trajektorien wurde gefunden, auch eine relativ hohe Anzahl roter Trajektorien. Blaue Trajektorien sind in der Minderheit. Dies deckt sich mit den Werten aus Tabelle 7.1. Obwohl einige Trajektorien eine Änderung der Farbe aufweisen (zurückzuführen auf Klassifizierungsfehler, verklumpte Partikel) ist die Mehrheit einfarbig, was

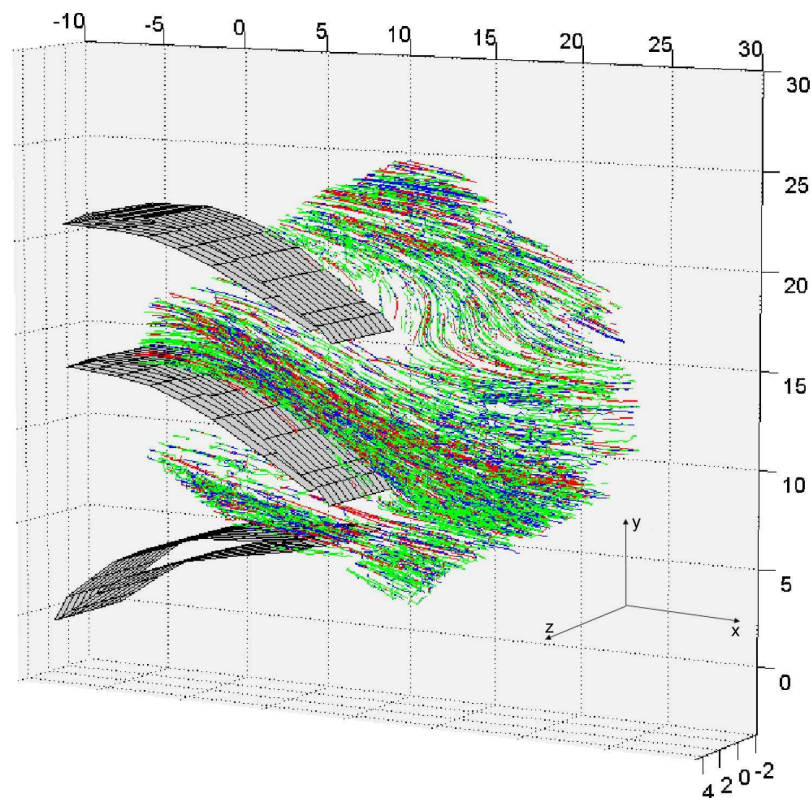


Abbildung 7.6: Rekonstruierte Trajektorien der Strömung an den drei Schaufelprofilen in der entsprechenden Partikelfarbe aus Konfiguration 1 (Längenangaben an den Achsen in mm).

den Einsatz von Farbe rechtfertigt.

Der Vergleich mit der CFD-Simulation im Anhang A.1 zeigt ein ähnliches Geschwindigkeitsprofil (siehe Abb. A.1), variierend zwischen etwa 0.05 bis 0.2 m/s, zwischen der oberen Schaufel und dem Abschluss des Messvolumens. Die schnelleren Geschwindigkeiten der CFD-Simulationen (bis zu 0.4 m/s) befinden sich außerhalb des aktuellen Messbereichs. Eine gute Übereinstimmung von CFD und PTV-Messung gibt es im Bereich der beiden oberen Schaufeln, mit Strömungsgeschwindigkeiten von 0.25 bis 0.3 m/s. Weiterhin liegen die geringeren Geschwindigkeiten der Rezirkulationszonen bei CFD und Messung unter 0.1 m/s. Diese Vergleiche stützen die Qualität der entwickelten Methode und die Berechnungen bezüglich des Folgeverhalten (siehe Anhang A.2).

7.2.2 Konfiguration 2

Auf Abbildung 7.7 sind die rekonstruierten Trajektorien aus dem Zylinder-Experiment zu sehen, auch hier ist die Geschwindigkeit wieder in Farbe kodiert. Der größte Unterschied zu Konfiguration 1 ist das merklich geringere Blockierungsverhältnis (resultiert aus der Verblockung des Strömungsquerschnitts durch einen Körper). Ein großer Strömungsbereich wird von dem zylindrischen Prellkörper nicht beeinflusst. Über und unter dem Zylinder gibt es somit große Regionen freier Strömung. Dort werden viele lange Trajektorien rekonstruiert mit Geschwindigkeiten zwischen 0.1 und 0.23 m/s. Die kleinsten Werte treten am Ende des Messvolumens auf.

Die gemessenen Geschwindigkeiten und die Größe der Wirbelstrukturen passen gut zu den Ergebnissen der CFD-Simulation im Anhang A.1 Abbildung A.2 und den Untersuchungen zum Folgeverhalten (Abschnitt A.2). Dennoch ist die Form der Wirbelstrukturen aus der PTV-Messung komplexer im Vergleich zu CFD. Das könnte daran liegen, dass in Wirklichkeit das Profil der Einströmungsgeschwindigkeiten nicht symmetrisch ist, wie in der CFD-Simulation angenommen.

Ein Abfall der Geschwindigkeit um 70 % kann innerhalb einer Strecke von 2 mm beobachtet werden, wenn ein Partikel in die Rezirkulationszone gerät. Ein anderer wesentlicher Punkt ist, dass die meisten Partikel die Rezirkulationszone von oben betreten und nicht von unten her. Dies könnte ein Hinweis sein, dass die Partikel nicht gleichmäßig in die Strömung gegeben wurden, oder es handelt sich um einen Effekt, der durch die größere Dichte der Partikel hervorgerufen wird (siehe Archimedes-Zahl in Tabelle A.2). In der Rezirkulationszone bleiben die Geschwindigkeiten unter 0.05 m/s und die Trajektorien weisen ein komplexes Strömungsmuster auf, mit scharfen Richtungsänderungen bis zu 120° innerhalb von 3 mm. Der Tracking-Algorithmus kann

7 Ergebnisse zur Trajektorienmessung

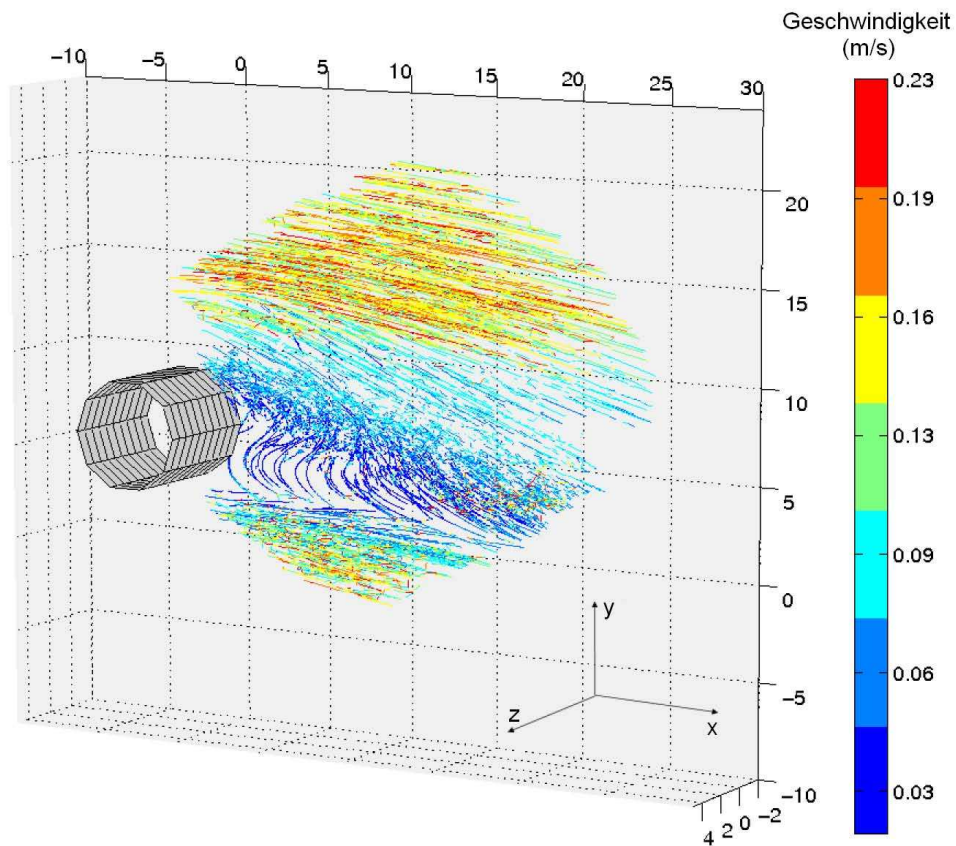


Abbildung 7.7: Rekonstruierte Trajektorien der Strömung am Zylinder aus Konfiguration 2. Die Geschwindigkeit ist farbkodiert (Längenangaben an den Achsen in mm).

diese langsamen, kurvigen Trajektorien genauso gut auflösen wie die bis zu fünfmal schnelleren, geradlinigen Trajektorien in der Freistromzone.

Abbildung 7.8 zeigt entlang der Trajektorien die klassifizierte Partikelfarbe. Hier gibt es wieder viele homogene Trajektorien. Die Farbverteilung zwischen rot, grün und blau ist weitgehend gleichmäßig, jedoch dominieren die Farben grün und blau in der Rezirkulationszone. Das zeigt auch wiederholte Messungen, deswegen ist es ratsam zu prüfen, wie groß die Unterschiede im Folgeverhalten zwischen den unterschiedlichen Partikelgruppen sind. Momentan ist dies jedoch schwer zu realisieren aufgrund der mühsamen per Hand durchgeführten Einfärbung der Partikel.

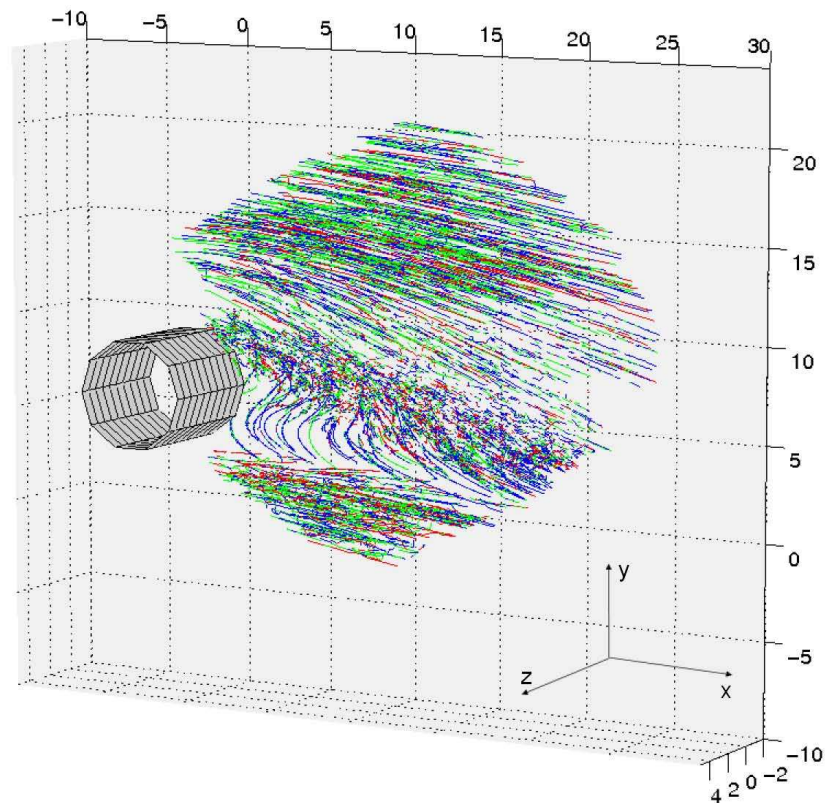


Abbildung 7.8: Rekonstruierte Trajektorien der Strömung am Zylinder in der entsprechenden Partikelfarbe aus Konfiguration 2 (Längenangaben an den Achsen in mm).

7.2.3 Konfiguration 3

In Abbildung 7.9 werden die Ergebnisse zur spiralförmigen Strömung dargestellt. Diesmal wurde eine andere Farbskala zur Kodierung der Geschwindigkeiten verwendet, um visuell besser Regionen mit langsamen und hohen Geschwindigkeiten zu unterscheiden. Ebenfalls wird das Messvolumen von einer anderen Position aus betrachtet, zur besseren Aufdeckung der Region mit geringeren Geschwindigkeiten hinter dem Rotor auf dem Streckenabschnitt in Richtung der x-Achse von etwa -3 mm bis 1 mm. Wie vorher schon bemerkt, ist die Messung beträchtlich schwieriger, da Partikel im Vordergrund sich in entgegengesetzte Richtung bewegen gegenüber Partikeln im Hintergrund. Deshalb können sie sich teilweise in nichtvorhersagbare Weise überdecken, was die Korrespondenzfindung und Farbklassifizierung erschwert.

Die resultierenden Trajektorien zeigen eine langsame Region (≈ 0.05 m/s), direkt hinter dem

7 Ergebnisse zur Trajektorienmessung

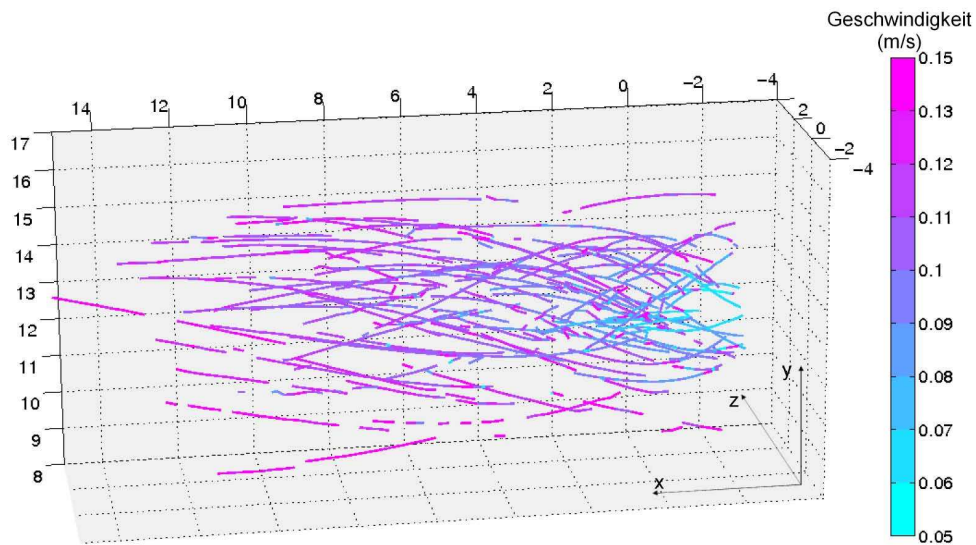


Abbildung 7.9: Rekonstruierte Trajektorien der spiralförmigen Strömung aus Konfiguration 3. Die Geschwindigkeit ist farbkodiert (Längenangaben an den Achsen in mm).

Motor. Dagegen ist der Rest der Strömung bezüglich seiner Geschwindigkeit recht homogen. (von 0.1 bis 0.18 m/s). Andererseits ändert sich die Strömungsrichtung beträchtlich und das Spiralmuster wird deutlich sichtbar durch die langen, ineinander verdrehten Trajektorien.

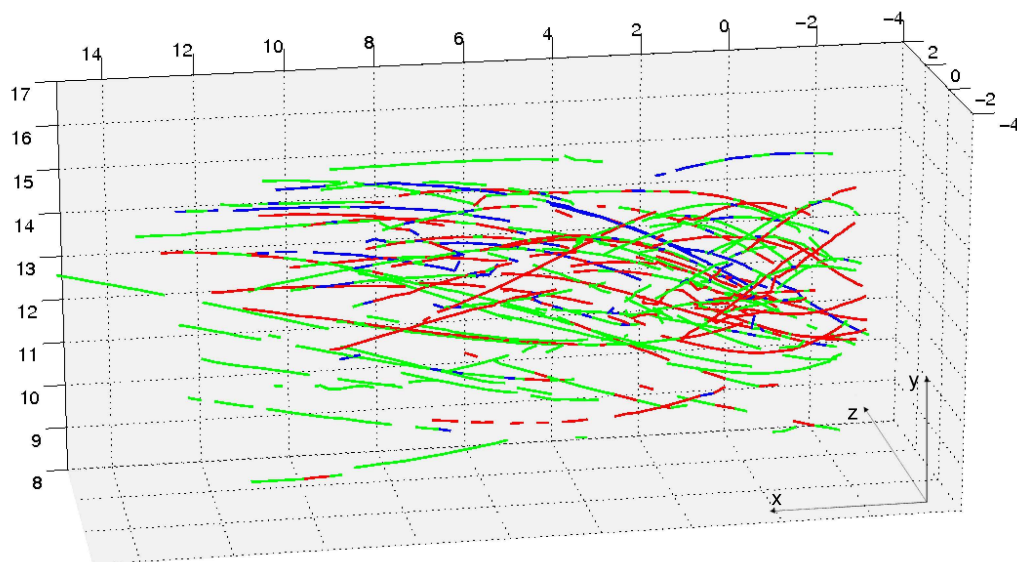


Abbildung 7.10: Rekonstruierte Trajektorien der spiralförmigen Strömung in der entsprechenden Partikelfarbe aus Konfiguration 3 (Längenangaben an den Achsen in mm).

In Abbildung 7.10 wird wieder die Partikelfarbe entlang der Trajektorien dargestellt. Die Mehrheit der Trajektorien ist farblich homogen und stützt Tabelle 7.3, die Farbhomogenität liegt etwa bei 80 %. Fehler treten systematisch im Hintergrund des Messvolumens auf, wegen der zuvor erwähnten Schwierigkeiten. Eine einzelne Trajektorie oben rechts im Bild variiert seine Farbe in blau und grün. Dies kann als rotierendes Paar aneinanderhaftender Partikel, ein blaues und ein grünes Partikel, gewertet werden. Dies ist der einzige derartige Fall, der während der Messungen klar beobachtet werden konnte.

8 Zusammenfassung und Ausblick

Es wurde ein neuer 3D-PTV-Ansatz zur Untersuchung von Gasströmungen entwickelt, der auf der Unterscheidbarkeit verschieden gefärbter Partikel beruht. Die Strömungsexperimente wurden in einem Windtunnel durchgeführt, der am Institut für Strömungstechnik und Thermodynamik konstruiert wurde. Dafür wurden drei verschiedene Testkonfigurationen geschaffen, die in Form eines Einsatzes bequem in den Windkanal integriert werden konnten: eine Anordnung von Schaufelprofilen, ein zylindrischer Prellkörper und ein asymmetrisch zur Längsachse rotierender Stab. Die letztendlich verwendeten Partikel mit einem Durchmesser von etwa $20\ \mu\text{m}$ eignen sich sehr gut als Tracer bei einer theoretischen Stokes-Zahl in der Größenordnung von 10^{-3} . Verschiedene wichtige Strömungsformen im Millimeterbereich konnten in geeigneter Weise mit der vorgestellten Methode untersucht werden beispielsweise Rezirkulationszonen, Strömungen mit langen Kurven und starker Beschleunigung, darunter auch wahre dreidimensionale Wirbelströmungen. Die Umsetzbarkeit der Methode für Gasströmungen wurde demonstriert, allerdings bei recht niedrigen Strömungsgeschwindigkeiten bis zu $0.25\ \text{m/s}$. Diese Beschränkung ist durch die Bildaufnahmezeit der verwendeten Kameras begründet.

Um das entwickelte Verfahren zu realisieren und hinsichtlich seiner Eignung zu untersuchen, wurde ein klassischer PTV-Ansatz unter Verwendung von drei Einchip-Farbkameras als Basis gewählt. Dieser Ansatz wurde dahingehend erweitert und angepasst, so dass eine Einteilung der strömungsmarkierenden Partikel über das Merkmal Farbe möglich ist, wodurch das spatio-temporale Zuordnungsproblem erleichtert wird. Denn aufgrund der geringeren Partikelkonzentration innerhalb einer Partikelgruppe hinsichtlich der gesamten Partikelkonzentration reduziert sich die Anzahl auftretender Mehrdeutigkeiten. In wie weit das Zuordnungsproblem tatsächlich vereinfacht wird, wurde in dieser Arbeit analysiert und hängt natürlich von der Anzahl der verwendeten Farbklassen ab.

Es wurde gezeigt, dass sich die Unterscheidung der verwendeten Farbklassen nicht sicher auf Basis von RGB-Bildern realisieren lässt. Dafür sind die Partikelabbildungen auf dem Sensor zu klein. Eine diesbezügliche Verwendung von RGB-Daten ist nicht zweckmäßig, da nach dem Demosaicing der Bayer-Bilder ortsabhängige Artefakte auftreten, speziell an kleinen Bildstruk-

turen wie Partikel. Aus diesem Grund wurde entschieden, Merkmale zur Bestimmung der Klassenzugehörigkeit direkt den Bayer-Rohdaten zu entnehmen. Der Merkmalsvektor wird aus den Bayer-Pixelwerten der Umgebung um das detektierte Zentrum der Partikelabbildung aufgebaut. Für die Zuordnung der einzelnen Partikel wurden drei verschiedene Klassifikatoren getestet: k-nearest-Neighbor-Klassifikator, mehrschichtiges neuronales Netz und Support Vector Maschine. Alle drei Klassifikatoren lieferten ähnliche Ergebnisse, was für die ausgewählten Merkmale spricht. Im Schnitt lieferte das neuronale Netz geringfügig bessere Ergebnisse und wurde als Klassifikator in den durchgeführten Experimenten verwendet.

Die Wahrscheinlichkeit, ein Partikel auf einer Abbildung der korrekten Farbe zuzuordnen, liegt bei den untersuchten Klassifikatoren zwischen 80 % und 99 %. Zudem wurde gezeigt, dass die Qualität der Klassifizierung im Zusammenhang mit der verwendeten Partikelfarbe steht. So werden z.B. rotgefärbte Partikel besser klassifiziert als blaugefärbte. Bezüglich der Mehrbildzuordnung ist darauf hinzuweisen, dass die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Partikel in allen drei Ansichten derselben Farbe zugeordnet wird, sich aus dem Produkt der Erkennungswahrscheinlichkeiten der einzelnen Ansichten errechnet. Bei einer Erkennungsrate von 90 % in allen drei Ansichten beträgt die Wahrscheinlichkeit einer eindeutigen Zuordnung nur 73 %. Ein Ziel der zukünftigen Bearbeitung dieses Themas muss darin liegen, genau diese Wahrscheinlichkeit zu erhöhen.

Eine Überlegung bezüglich einer verbesserten Farbzuzuordnung besteht im Einsatz unterschiedlich fluoreszierender Partikel. Diese Art von Tracer wird mit Laserlicht angeregt und das von ihnen abgegebene Fluoreszenzlicht ist auf einen schmalen Wellenlängenbereich des Spektrums begrenzt. Diese Partikel stellen reale Lichtquellen dar. Dadurch würden spekulare Reflexionen auf der Partikeloberfläche ausgeschlossen werden, die bei der Ausleuchtung mit Halogenlampen auftreten können und eine korrekte Klassifizierung erschweren. Zudem könnte die Zuordnung hinsichtlich spezifischer Wellenlängenmaxima erfolgen, wobei der Durchmesser der Partikelabbildung als zusätzliches unterscheidendes Merkmal untersucht wird. Denn er ist von der Wellenlänge des Fluoreszenzlichtes abhängig.

Licht unterschiedlicher Wellenlängen wird von der Scheibe des Beobachtungsfensters unterschiedlich stark gebrochen. Dies wurde bei der Kalibrierung der Kameras noch nicht berücksichtigt, würde aber die Genauigkeit der Messung in Bezug auf die Lagebestimmung der Teilchen im Raum verbessern. Dafür müsste aber speziell für jeden eingesetzten Fluoreszenzfarbstoff ein individuelles Kalibrierfeld konstruiert werden.

Der derzeitige Tracking-Algorithmus basiert auf dem Kriterium der minimalen Beschleunigung.

Dieses Kriterium zeigt eine bessere Leistung als das Kriterium des nächsten Nachbarn und führt zu sehr viel besseren Ergebnissen, da im einzelnen auch Positionen bei höheren Geschwindigkeiten geschätzt werden können. Eine Implementierung des Kalman-Filters in Kombination mit einem Variationsansatz ist für die Weiterentwicklung des Verfahrens geplant.

Anhang

A Strömungsmechanische Voruntersuchungen zur Eignung farbiger Tracer

Bevor mit den eigentlichen Strömungsversuchen begonnen wurde, war es nötig die zu verwendenden Partikel hinsichtlich ihres Folgeverhaltens in der Gasströmung zu untersuchen. Die Untersuchungen und CFD-Simulationen erfolgten am Institut für Strömungstechnik und Thermodynamik der Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg. An dieser Stelle bedanke ich mich ganz herzlich bei allen Beteiligten, ganz besonders bei Bernd Wunderlich, Robert Bordás und Dominique Tarlet.

Die Fähigkeit zum Folgeverhalten bezüglich der Partikel ist ein grundlegendes Problem jeder Strömungsmessmethode, wie die Laser-Doppler-Anemometrie oder die Partikel-Image-Velocimetry. Für PTV sind die Anforderungen noch größer, da die Partikel idealerweise der Strömung das ganze Messvolumen hindurch folgen müssen. Das Problem des Folgeverhaltens wurde von vielen Autoren untersucht, das betrifft Strömungen in Flüssigkeiten [Nis89, Doh00] als auch Gasströmungen [Suz00, Bor07, Bor08].

Das Folgevermögen kann durch Kombination drei verschiedener Größen beschrieben werden.

- Der geringste Beitrag ist die Sedimentierung. Wegen eines sehr geringen Dichteunterschiedes tendieren die Partikel hinsichtlich ihres Auftriebs aus der Strömung zu scheiden. Dies induziert möglicherweise eine nicht-homogene Tracerverteilung im Messvolumen. Die Sedimentierung kann einfach durch die Archimedes-Zahl Ar quantifiziert werden.
- Die Stokes-Zahl Stk gibt an, wie schnell die Tracer sich auf plötzliche Geschwindigkeitsänderungen in der Strömung anpassen. Je kleiner dieser Wert ist, desto besser.
- Bei großen Verwirbelungen muss die Frequenzantwort der Partikel berechnet und mit der gemessenen Größenordnung in der Strömung verglichen werden. In homogenen isotropen Wirbelströmungen werden diese Größenordnungen durch die Kolmogorov-Theorie wiedergegeben. Für andere Strömungsbedingungen müssen passendere Maße bestimmt werden.

Stokes-Zahl und Frequenzantwort vergleichen genau zwei Zeitskalen einmal in Verbindung mit dem Partikel und zum Anderen zur korrespondierenden Strömung. Ein weiterer interessanter Parameter vergleicht die Größe der Partikel zur charakteristischen Größenordnung der in der beobachteten Strömung vorhandenen Strukturen.

Zur Identifizierung passender Tracer müssen die typischen Zeitskalen und räumlichen Ausprä-

gungen der Strömung bekannt sein. Zu diesem Zweck wurden in Vorbereitung numerische Strömungssimulationen (CFD Computational Fluid Dynamics) durchgeführt, die die im Windkanal herrschenden Bedingungen für die drei verschiedenen Konfigurationen vorhersagen. Auf diese Weise wird das Folgeverhalten a priori quantifiziert. Weiterhin ist es möglich, im Nachhinein die Qualität der PTV-Messungen zu beurteilen, durch Vergleich der gemessenen Strömungsmuster mit den CFD-Ergebnissen. Solche kombinierten Untersuchungen (PTV/CFD) erscheinen besonders sinnvoll für die Entwicklung eines optimalen Messverfahrens. Der nächste Abschnitt beschreibt kurz die numerischen Simulationen, bevor es um die Tracer und den Messablauf geht.

A.1 Numerische Strömungssimulation bezüglich der verwendeten Strömungsapplikationen

Die in der Vorbereitung durchgeführten CFD Simulationen sind in dem Sinne hochinteressant, da sie das benötigte Folgeverhalten (besonders um einen zuverlässigen Wert für τ_f zu erhalten) abschätzen und einen Vergleich zu den Messungen erlauben. Weiterhin werden durch CFD qualitative Untersuchungen der Hauptströmungsmuster zu den erwarteten möglich, was die Wahl der geeigneter Geometrie bestimmt. Die betrifft besonders zu auf Konfiguration 1, in der drei Schaufeln eingesetzt werden. Hier wurden die numerischen Simulationen genutzt, damit die herbeigeführten Strömungsmuster den Erwartungen gerecht wird (Krümmung der Stromlinien, rapides Beschleunigungsverhalten, Rezirkulation).

Der Beobachtungsabschnitt ist nur 8 mm tief, die mittlere Ebene ist hinreichend weit von der Bewandung entfernt. Deshalb wird zwar die reale Geometrie des Windkanals berücksichtigt, aber nur für die Simulationen der größtenteils zweidimensionalen Konfigurationen 1 und 2. Die Eingangsgeschwindigkeit während der Messung geht in die Hauptströmung mit ein. Das führt zu typischen Geschwindigkeiten um 0.1 m/s innerhalb des Messbereichs. Unter Berücksichtigung des hydraulischen Durchmessers beträgt die Reynolds-Zahl für diesen Abschnitt $Re \approx 2000$, und indiziert für erste Tests adäquate Strömungsbedingungen mit großskaligen zusammenhängenden Strömungsmustern. Die Profillänge der Schaufeln beträgt etwa 17 mm und der Durchmesser des Zylinders beträgt 6 mm.

Wegen der niedrigen Reynolds-Zahl wurde die Strömung unter Annahme von instationären aber laminaren Bedingungen berechnet. Alle Simulationen wurden mit Hilfe der CFD-Software ANSYS-Fluent V6.3 durchgeführt. Damit die Ergebnisse von der Zeitauflösung unabhängig sind, wurde mit Zeitschritten von 0.01 s gearbeitet. Das ist eine Größenordnung kürzer als die charakteristische Zeitskala der existierenden Strömungsstrukturen. Nach dem Prüfen der Netzunabhängigkeit wurde eine Netzgröße von 250 μm innerhalb der Messregion gewählt. Die Simulationsergebnisse zu Konfiguration 1 und 2 werden in den Abbildungen A.1 und A.2 dargestellt.

In Konfiguration 1 erscheint ein kleiner zusammenhängender Wirbel hinter dem obersten Schaufelprofil genau wie auch bei dem unteren Profil. Starke Krümmungen der Stromlinien werden

A.1 Numerische Strömungssimulation bezüglich der verwendeten Strömungsapplikationen

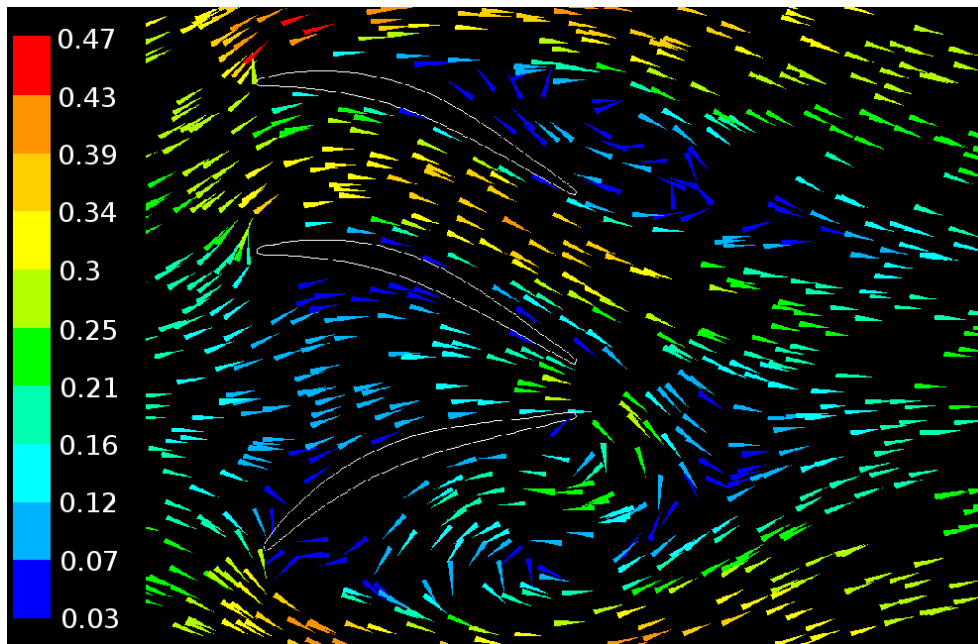


Abbildung A.1: Beispielhafte CFD-Ergebnisse des Geschwindigkeitsfeldes (in m/s) für Konfiguration 1 zur Quantifizierung der zu erwartenden Strömungsmuster bei einer Schaufellänge von 17 mm.

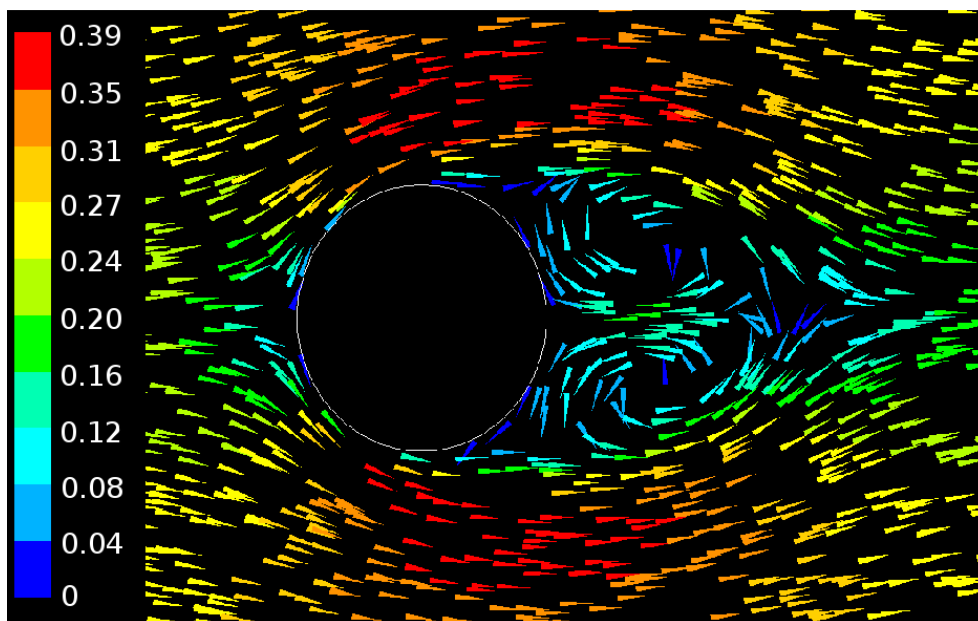


Abbildung A.2: Beispielhafte CFD-Ergebnisse des Geschwindigkeitsfeldes (in m/s) für Konfiguration 2 zur Quantifizierung der zu erwartenden Strömungsmuster bei einem Zylinderdurchmesser von 6 mm.

zwischen den beiden oberen Profilen sichtbar, während eine Beschleunigung der Strömung zwischen den beiden unteren Profilen zu erwarten ist.

Im Fall von Konfiguration 2 sind zwei sich entgegengesetzt zueinander rotierende Wirbelstrukturen hinter dem Zylinder erkennbar mit einem Durchmesser, der in etwa dem des Zylinders entspricht.

Die Analyse der Simulationen ergab einen charakteristischen Durchmesser der Hauptwirbelstrukturen von 8 mm bei Konfiguration 1 (Schaufelprofile) und 3 mm für Konfiguration 2 (Zylinder). Die typischen Geschwindigkeiten um diese Wirbel sind ähnlich, ungefähr 0.1 m/s, und werden im Folgenden zur Berechnung des Wertes τ_f hinzugezogen. Die schwierigste Situation für ein Partikel ist es, in eine dieser Wirbelstrukturen zu geraten, denn dadurch würde es eine Kehrtwende um 180° machen. Sie wird innerhalb eines Wirbels durch die charakteristische Strömungslänge l_{CHAR} quantifiziert. Deshalb ist die charakteristische Zeit τ_f für das Folgevermögen die Dauer einer halben Umdrehung um einen Wirbel, siehe später Tabelle A.2.

A.2 Partikel und ihr Folgevermögen

Eine aufwendige Vorstudie wurde zur Identifizierung geeigneter Partikel hinsichtlich von PTV-Messungen durchgeführt. Nach vielen Tests mit einfärbbaren Partikelsorten, die auf dem Markt verfügbar sind, haben sich die EMS-Partikel (Expanded Micro Spheres) als sehr vielversprechend herausgestellt und wurden ausschließlich im Rahmen dieser Arbeit verwendet. Die ursprünglich weißen Partikel wurden durch folgende Technik eingefärbt.

Eine kleine Menge (70 mg) der Partikel mit einem Durchmesser von $20\ \mu\text{m}$ wird in einen Behälter mit 4 cm Fassungsvermögen gegeben. Dazu kommt 250 mg Farblösung, die zu 50 % aus Edding T25 (rot, grün oder blau) und 50 % Ethanol besteht. Das Ethanol verursacht eine hellere Farbe im Vergleich zur Verwendung des unverdünnten Farbstoffs. Die Farblösung und die Partikel werden dann vorsichtig mit Hilfe eines Spatels vermischt. Dabei ist auf eine möglichst homogene Einfärbung zu achten, was allerdings nicht zu 100 % zu gewährleisten ist. Danach werden die gefärbten Partikel unter dreimaligen Wenden auf Pappe als Unterlage getrocknet. Zum Schluß werden die Partikel gesiebt. Das Sieben bei einer Maschengröße von $25\ \mu\text{m}$ verhindert das Verklumpen der Partikel.

Die physikalischen Eigenschaften untersuchter Partikel enthält Tabelle A.1. In [Mel97] wird gezeigt das Öltröpfchen einen Durchmesser von unter $3\ \mu\text{m}$ haben müssen, damit sie als Tracer für optische Laser-Messmethoden genutzt werden können. Unsere eigenen Messungen dagegen basieren auf der Phasen-Doppler-Anemometrie (PDA) und zeigen, dass PEG-Tröpfchen, die von einem kommerziellen System generiert werden (Dantec Dynamics 10F03), bei Eintritt in das Messvolumen einen mittleren Durchmesser von $7\ \mu\text{m}$ haben. Für weitere Vergleiche werden im Folgenden beide Bedingungen betrachtet - das reale System (PEG, Öltröpfchen von $6,89\ \mu\text{m}$) und das ideale System aus der Literatur (REF, Öltröpfchen von $3\ \mu\text{m}$ Durchmesser). Basierend auf den in Tabelle A.1 aufgeführten Werten wird nun das Folgeverhalten quantifiziert.

Name	Mittlere Dichte (kg/m ³)	Mittlerer Durchmesser (µm)
Expancel (EMS)	70	20
Coloured Expancel (Coloured EMS)	320	23
Polyethyleneglycol (PEG)	1130	6.89
Ideal oil fog (REF)	1000	3

Tabelle A.1: Eigenschaften der untersuchten Partikel.

A.2.1 Die Archimedes-Zahl

Die Archimedes-Zahl Ar ist in der Strömungslehre ein dimensionsloser Parameter der den Einfluss des Auftriebs beschreibt. Er wird definiert mit

$$Ar := \frac{gd^3 \rho_f (\rho_p - \rho_f)}{\mu_f^2}. \quad (A.1)$$

In der Formel sind der Partikeldurchmesser d die Viskosität des Mediums μ_f und die Differenz zwischen den Dichten des Mediums ρ_f und des Partikelmaterials ρ_p enthalten. Die Werte der untersuchten Tracer können Tabelle A.2 entnommen werden. Die aufgestellten Werte sind alle recht klein, so dass das Abscheiden der Partikel aus der Strömung nicht das Hauptproblem sein sollte. Da die Archimedes-Zahl der gefärbten EMS-Partikel größer ist, muss dennoch sichergestellt sein, dass kein Bereich mit sehr kleinen Geschwindigkeiten zwischen Tracerzufuhr und Messvolumen auftritt.

A.2.2 Die Stokes-Zahl

Die Absetzgeschwindigkeit innerhalb eines Gravitationsfeldes resultiert aus dem Gleichgewicht zwischen Gewicht, Auftrieb, Zug- und Inertialkräften [Ruc90]. Da die relative Geschwindigkeit eines Partikels zu dem umgebenden Gas sehr klein sein sollte, kann eine laminare Strömung sich um das Partikel herum angenommen werden. Die Absetzgeschwindigkeit wird ausgedrückt durch

$$v_t = \frac{1}{18} \frac{\rho_p d_p^2}{\rho_f \nu_f} \left(1 - \frac{\rho_f}{\rho_p} \right) g. \quad (A.2)$$

Ein Teil der Gleichung kann als konstant angenommen werden zur Beschreibung der Relaxationszeit eines Partikels τ_p (A.3). Das ist die Zeit, die ein Partikel benötigt seine Geschwindigkeit einer plötzlichen Geschwindigkeitsänderung der Strömung anzupassen. Die Zeit τ_p wird definiert als die Zeit, in der ein Partikel 63 % der Endgeschwindigkeit erreicht [Kus04].

$$\tau_p = \frac{1}{18} \frac{\rho_p d_p^2}{\rho_f \nu_f} \quad (A.3)$$

Tabelle A.2: Stokes-Zahl Stk für verschiedene Partikel unter verschiedenen Strömungsbedingungen.

	farbige EMS	PEG	REF
d (μm)	23	6.89	3
τ_p (s)	$2.63 \cdot 10^{-4}$	$1.63 \cdot 10^{-4}$	$2.74 \cdot 10^{-5}$
Ar	10%	$\simeq 1\%$	$\simeq 1\%$
Konfiguration 1: Schaufeln			
l_{char} (mm)		12.6	
V_{char} (m/s)		0.1	
τ_f (s)		$12.6 \cdot 10^{-2}$	
Stk	$2.1 \cdot 10^{-3}$	$1.3 \cdot 10^{-3}$	$2 \cdot 10^{-4}$
Konfiguration 2: Zylinder			
l_{char} (mm)		4.71	
V_{char} (m/s)		0.1	
τ_f (s)		$4.71 \cdot 10^{-2}$	
Stk	$5.6 \cdot 10^{-3}$	$3.5 \cdot 10^{-3}$	$6 \cdot 10^{-4}$

Die Relaxationszeit τ_p wird schließlich in Gleichung A.4 zur Berechnung der Stokes-Zahl Stk benutzt.

$$\text{Stk} = \frac{\tau_p}{\tau_f} \quad \text{with } \tau_f = \frac{l_{\text{char}}}{V_{\text{char}}} \quad (\text{A.4})$$

Die charakteristische Strömungszeit τ_f kann genauso gut durch das Verhältnis zwischen charakteristischer Strömungslänge l_{CHAR} und der charakteristischen Geschwindigkeit V_{CHAR} ausgedrückt werden. Die Stokes-Zahl Stk bestimmt direkt das Folgevermögen, wenn Absetzung vernachlässigt und eine Stokes-Strömung um das Teilchen angenommen wird [Cro98]. Ein Partikel hinsichtlich $\text{Stk} \ll 1$ ist für Messungen geeignet.

Wie oben bereits erläutert wurden CFD-Simulationen durchgeführt zur Abschätzung von τ_f , was nun die Berechnung von Stk ermöglicht. Die Ergebnisse werden hier zu einem Vergleich für drei verschiedene Partikelsorten hinzugezogen: gefärbte EMS, PEG und REF.

Es lässt sich aus Tabelle A.2 entnehmen, dass die in dieser Arbeit eingesetzten farbigen EMS-Partikel unter den betrachteten Strömungsbedingungen eine extrem kleine Stokes-Zahl besitzen (Größenordnung 10^{-3}), weshalb sie als PTV-Tracer geeignet sind. Die berechnete Stokes-Zahl ist nur um eine Größenordnung höher als die der Referenzpartikel REF und nur doppelt so groß wie von realen PEG Öltröpfen, die heutzutage als die beste praktische Lösung betrachtet werden.

A.2.3 Frequenzantwort

Die Frequenzantwort der Partikel wurde für zukünftige Studien bzgl. turbulenter Strömungen untersucht. Da dieser Punkt für die in der Arbeit behandelten Konfigurationen nicht relevant ist, werden die Ergebnisse hier nur kurz dargestellt. Die Bewegung kugelförmiger Partikel in gleichbleibender Strömung und vorhandener Schwerkraft wurde besonders von Basset, Boussinesq und Oseen untersucht [Bou03, Ose27, Bas08]. In dieser Zeit erschienen verschiedene Beiträge zum Modifizieren, Korrigieren oder Erweitern ihrer Gleichungen. Diese Verbesserungen werden detailliert von Maxey und Riley diskutiert [Max83], woraus Gleichungen zur Beschreibung kompletter Bewegungen hervorgehen. Diese Gleichungen (auch BBO-Differentialgleichungen genannt) wurden von Hjemfelt und Mockros [Hje66] mit Hilfe der Fourier-Integral-Methode gelöst, basierend auf vorangegangene Arbeiten von Hinze [Hin75]. Als Ergebnis der Analyse kann die Frequenzantwort über das Amplitudenverhältnis β zwischen Partikel- und Strömungsgeschwindigkeit einer oszillierenden Strömung folgendermaßen beschrieben werden

$$\beta = \sqrt{(1 + f_1)^2 + f_2^2}, \quad (\text{A.5})$$

wobei f_1 und f_2 dimensionslose Funktionen der Strömungs- und Partikeldichten und der Stokes-Zahl in Verbindung zu den Strömungsozillationen Stk_ω :

$$\text{Stk}_\omega = \sqrt{\frac{\nu_f}{\omega d_p^2}}. \quad (\text{A.6})$$

In Abbildung A.3 werden Kurven hinsichtlich zum Grenzfall dargestellt, wo die Tracer (siehe Abbildung A.1) periodischen Strömungsschwankungen mit 95 % der korrespondierenden Amplitude folgen. Die Grenzfrequenzen liegen bei 108.9 Hz für die 23 μm Partikel und 311 Hz für die 6.89 μm PEG-Partikel. Die Frequenzantwort der farbigen Partikel ist für die genannten Bedingungen hinreichend verbunden mit einer Frequenzspitze $1/\tau_f$ von weniger als 22 Hz. Da Wirbelbedingungen mit viel höheren Strömungsfrequenzen verbunden sind, muss zukünftig auf einen Anstieg der Grenzfrequenz hingearbeitet werden.

A.2.4 Zusammenfassung zum Folgevermögen

Nach intensiven Versuchen haben sich EMS-Partikel als vielversprechende Tracer für PTV-Anwendungen herausgestellt.

- Obwohl die Archimedes-Zahl über denen von PEG- und REF-Tracern liegt, ist sie immer noch gering (10 %) und führt deshalb auch nicht zu signifikanten Absetzungsproblemen. Die Tracer sind somit bei praktischen Versuchen einfach aufzubewahren und zu injizieren.
- Die Stokes-Zahl ist vergleichbar mit der von PEG-Öltröpfchen (die zurzeit besten Tracer für den PTV-Einsatz) und liegt bei einer Größenordnung von 10^{-3} . Der Unterschied zu PEG beträgt nur den Faktor 3 unter den betrachteten Strömungsbedingungen.

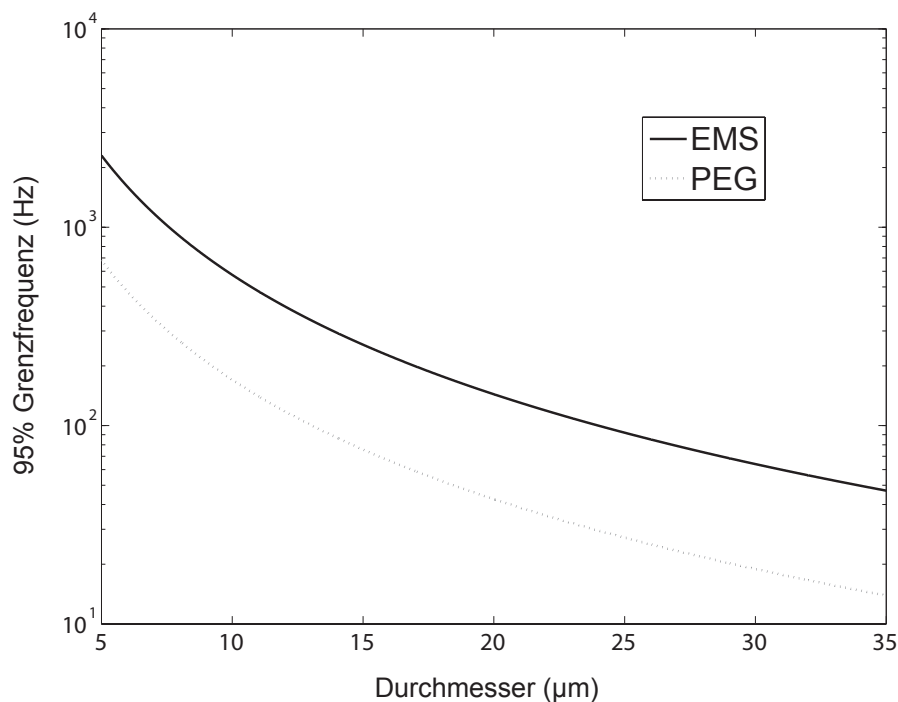


Abbildung A.3: Grenzfrequenz als Funktion des Partikeldurchmessers für PEG und EMS bei der die Partikel dem Frequenzgang der Strömung mit einem Amplitudenverhältnis von 95 % folgen können.

- Der Frequenzgang erlaubt eine Analyse von Strömungsstrukturen bis zu 110 Hz und ist besser als der von PEG-Partikeln.
- Der durchschnittliche Partikeldurchmesser von 23 µm beträgt weniger als 1 % der typischen Größe der hier betrachteten typischen Strömungsmuster, wodurch diese gut aufgelöst werden können. Zudem wird die Strömung nicht von den Tracern beeinflusst.
- Das Auftreten von Verklumpungen und elektrostatischen Effekten ist stark eingeschränkt, was effiziente PTV-Messungen bei vertretbarem Aufwand ermöglicht. Mikroskopische Untersuchungen zeigten, dass die Verklumpungsrate etwa bei 1 % liegt nachdem die Partikel das Messvolumen verlassen. Denn nach drei Tagen Lagerzeit zum Trocknen, verklumpen sie nicht und elektrostatische Aufladung ist sehr begrenzt. Letztere kann zudem an den Seitenwänden mit Anti-Static-Sprays vermieden werden, das haben auch Experimente gezeigt.

Auch wenn sich die farbigen EMS-Partikel für die untersuchten Strömungskonfigurationen sehr gut eignen, sollte man sich darüber bewusst sein, dass noch weitere Entwicklungsarbeit nötig ist, bevor Messungen in hochturbulenten Gasströmungen stattfinden können. Zu diesem Zweck sind noch kleinere Partikel nötig. Zurzeit laufen diesbezüglich Versuche mit fluoreszierenden Partikeln (Beleuchtung mit Laser) mit einer Größe von unter 10 µm.

B Der Munkres-Algorithmus

Das Zuordnungsproblem gehört zur Klasse kombinatorischer Optimierungsprobleme. Es wird allgemein wie folgt formuliert: Eine Menge von n Agenten und eine Menge von m Aufgaben sind gegeben. Wie schnell ein Agent eine Aufgabe bearbeiten kann, ist durch eine Kostenmatrix C gegeben. Das Ziel ist nun, alle Aufgaben von den Agenten in der kürzesten Zeit abarbeiten zu lassen bzw. die Gesamtkosten bei der Zuordnung zu minimieren.

Der Kuhn-Munkres-Algorithmus auch bekannt als Ungarische Methode löst das Problem in Polynomialzeit $O(n^3)$. Er wurde 1955 von H. Kuhn veröffentlicht [Kuh55] und später durch Munkres 1957 verbessert [Mun57]. Eine Erweiterung des Algorithmus bezüglich rechteckiger Kostenmatrizen wurde 1971 von Bourgeois und Lasalle 1971 eingeführt und ermöglicht den Einsatz in Situationen, wo die Anzahl der Agenten nicht mit der Zahl der Aufgaben übereinstimmt [Bou71]. Die anschließende zusammenfassende Beschreibung der einzelnen Schritte ist [Pil10] entnommen:

1. Finde in allen Zeilen das kleinste Element und subtrahiere es von den anderen Elementen seiner Zeile.
2. Finde eine Null in der Matrix und markiere sie mit *, wenn weder in ihrer Zeile noch Spalte eine markierte Null vorhanden ist. Wiederhole den Vorgang für jede Null in der Matrix.
3. Streiche jede Spalte, die eine Null mit * enthält. Sind n Spalten gestrichen, so geben die mit * markierten Nullen die Lösung des Zuordnungsproblems wider. Anderenfalls gehe zu Schritt 4.
4. Finde eine Null, die nicht gestrichen wurde und markiere sie mit '. Gibt es in der zugehörigen Zeile keine mit * markierte Null, gehe zu Schritt 5. Ansonsten Streiche diese Zeile und hebe die Streichung der Spalte auf, welche die mit * markierte Null enthält. Wiederhole den Prozess bis alle Nullen gestrichen sind. Speichere den kleinsten nichtgestrichenen Wert und gehe zu Schritt 6.
5. Konstruiere einen Pfad der abwechselnd mit * bzw. mit ' markierte Nullen enthält wie folgt. Sei Z_0 die mit ' markierte Null aus Schritt 4. und Z_1 die mit * markierte Null in der Spalte von Z_0 (falls vorhanden). In der Zeile von Z_1 gibt es immer eine ' markierte Null, die als Z_2 bezeichnet wird. Wiederhole bis die Folge an einer ' markierten Null terminiert, die keine * markierte Null in ihrer Spalte hat. Entferne bei allen * markierten Nullen den * und mache aus ' markierte Nullen * markierte Nullen. Entferne alle ' und alle Streichungen in der Matrix. Gehe zu Schritt 3.
6. Addiere den Wert aus Schritt 4 zu jedem Element jeder gestrichenen Zeile und subtrahiere

B Der Munkres-Algorithmus

ihn von jedem Element jeder ungestrichenen Spalte. Kehre zu Schritt 4 zurück.

Veröffentlichungen

Journal-Publikationen

- [1] **Bendicks, C.; Tarlet, D.; Roloff, C.; Bordás, R.; Wunderlich, B.; Thévenin, D.; Michaelis, B. 2011.** Improved 3-D Particle Tracking Velocimetry with Colored Particles, *Journal of Signal and Information Processing (JSIP)*, Vol.2, No.2, 59-71.
- [2] **Tarlet, D.; Bendicks, C.; Roloff, C.; Bordás, R.; Wunderlich, B.; Michaelis, B.; Thévenin, D. 2011.** Gas Flow Measurements by 3-D Particle Tracking Velocimetry using Coloured Tracer Particles, *Journal of Flow, Turbulence and Combustion*, Springer, DOI 10.1007/s10494-011-9361-0, 1-23.

Konferenzartikel und Buchbeiträge

- [3] **Bendicks, C.; Michaelis, B. 2011.** Farbklassifikation kleiner Strukturen auf Bayer-Bildern, *17. Workshop Farbbildverarbeitung 2011*, 29.-30.09.2011 in Konstanz, ISBN 978-3-00-035834-0, 61-72.
- [4] **Roloff, C.; Bendicks, C.; Michaelis, B.; Zähringer, K.; Thévenin, D. 2011.** Particle Tracking Velocimetry with fluorescent micro-particles, *Proceedings of the XXV. microCAD International Scientific Conference 31.03.2011-01.04.2011*, Miskolc, Hungary, IMPRS ID: 571461.0, 73-80.
- [5] **5. Roloff, C.; Bendicks, C.; Michaelis, B.; Tarlet, D.; Thévenin, D.; Zähringer, K.; Wunderlich, B. 2010.** 3D-PTV in gas flows using fluorescent micro-particles, *14th International Symposium on Flow Visualization*, 21-24 June 2010, Daegu, South Korea, 11 pages on CD.
- [6] **Bendicks, C.; Dominique, T.; Michaelis, B.; Thévenin, D.; Wunderlich, B. 2009.** Use of Coloured Tracers in Gas Flow Experiments for a Lagrangian Flow Analysis with Increased Tracer Density, Denzler, J.; Notni, G. and Süße, H. (Eds.), *Pattern Recognition*, ISBN 978-3642037979, Springer, 392-401.
- [7] **Tarlet, D.; Bendicks, C.; Bordás, R.; Wunderlich, B.; Thévenin, D.; Michaelis, B. 2009.** 3-D Particle Tracking Velocimetry (PTV) in gas flows using coloured tracer particles, Eckhardt, B. (Ed.), *Advances in Turbulence XII: 12th EUROMECH European Turbulence Conference*, Marburg, Germany, ISBN 978-3642030840, Springer, 43-46.

- [8] **Tarlet, D.; Bendicks, C.; Bordás, R.; Wunderlich, B.; Thévenin, D.; Michaelis, B. 2009.** Coloured Tracer Particles Employed for 3-D Particle Tracking Velocimetry (PTV) in Gas Flows, Nitsche, W.; Dobriloff, Ch. (Eds.), *Notes on Numerical Fluid Mechanics and Multidisciplinary Design: Imaging Measurement Methods for Flow Analysis*, 106, ISBN 978-3642011054, Springer, 93-102.
- [9] **Tarlet, D.; Bendicks, C.; Bordás, R.; Wunderlich, B.; Thévenin, D.; Michaelis, B. 2009.** Mesures par 'particle tracking velocimetry' (3-d PTV) gazeuse avec traceurs multicolores, *13^{ème} Congrès Français de Visualisation et de Traitement d'Images en Mécanique des Fluides*, Reims, France, ISBN 978-2918241010, 8p.
- [10] **Bordás, R.; Bendicks, C.; Kuhn, R.; Wunderlich, B.; Thévenin, D.; Michaelis, B. 2008.** Coloured tracer particles employed for 3d-ptv in gas flows, *13th International Symposium on flow visualization*, 01-04.07.2008, Nice, France, ID#93 on CD, 12p.
- [11] **Bendicks, C.; Michaelis, B.; Hofmann, M.; Mecke, R. 2007.** Photogrammetrische Erfassung und Simulation formveränderlicher Oberflächen, *8. Magdeburger Maschinenbau-Tage*, 10. Dezember 2007, ISBN 978-3929757125, Universität Magdeburg, 245-252.
- [12] **Hofmann, M.; Mecke, R.; Bendicks, C.; Michaelis, B. 2007.** Modellunterstützte photogrammetrische Vermessung dynamischer Oberflächen, *Photogrammetrie - Laserscanning - Optische 3D-Messtechnik Beiträge der Oldenburger 3D-Tage 2007*, ISBN 978-3879074471, Wichmann-Verlag, 12-19.
- [13] **Hofmann, M.; Mecke, R.; Bendicks, C.; Michaelis, B. 2007.** Modellbasierter Ansatz zur dynamischen 3D-Vermessung formveränderlicher Oberflächen, *3D-NordOst: 10. Anwendungsbezogener Workshop zur Erfassung, Modellierung, Verarbeitung und Auswertung von 3D-Daten*, ISBN 978-3980921299, Gesellschaft z. Förderung angewandter Informatik, 47-54.
- [14] **Oeltze, S.; Bendicks, C.; Behrens, S.; Preim, B. 2005.** Multiparametervisualisierung zur Exploration dynamischer Bilddaten, *Bildverarbeitung für die Medizin 2005*, ISBN 978-3540250524, Springer, 317-321.

Literatur

- [Adr91] Adrian, R.: Particle-Imaging Techniques for Experimental Fluid Mechanics, *Annual Review of Fluid Mechanics*, 23, 1991:261–304.
- [Alb09] Albertz, J., Wiggenhagen, M.: *Taschenbuch zur Photogrammetrie und Fernerkundung*, Wichmann-Verlag, Heidelberg, ISBN: 978-3-87907-384-9, 5 edition, 2009.
- [Bas08] Basset, A.: *A Treatise on Hydrodynamics, Vol. 2*, BiblioBazaar, ISBN: 978-0559314551, 2008.
- [Bay76] Bayer, B.E.: Color imaging array, US Patent 3971065, 1976.
- [Bor07] Bordás, R., Fellegi, G., Wunderlich, B., Kuhn, R., Thévenin, D., Michaelis, B.: Appropriate tracers to measure velocities in particle-laden gas flows using optical techniques, *Sommerfeld, M (ed.) 6th International Conference on Multiphase Flows - ICMF 6, Leipzig, Germany*, 2007:B66/1–B66/7.
- [Bor08] Bordás, R., Bendicks, C., Kuhn, R., Wunderlich, B., Thévenin, D., Michaelis, B.: Coloured tracer particles employed for 3d-ptv in gas flows, in *13th International Symposium on flow visualization, 01-04.07.2008 (Nice, France)*, 12 pages on CD, 2008.
- [Bou03] Boussinesq, J.: *Théorie analytique de la chaleur, mise en harmonie avec la thermodynamique et avec la théorie mécanique de la lumière, Vol. 2*, Gauthier-Villars, 1903.
- [Bou71] Bourgeois, F., Lassalle, J.: An extension of the munkres algorithm for the assignment problem to rectangular matrices, *Communications of the ACM*, 14(12), 1971:802–804.
- [Brü97] Brücker, C.: 3D scanning PIV applied to an air flow in a motored engine using digital high-speed video, *Meas. Sci. Technol.*, 8, 1997:1480–1492.
- [Bru02] Bruun, H.: *Hot-Wire Anemometry – Principles and signal analysis*, Oxford University Press, ISBN 0-19-856342-6, 2002.
- [Bur06] Burgmann, S., Brücker, C., Schröder, W.: Scanning PIV measurements of a laminar separation bubble, *Experiments in Fluids*, 41, 2006:319–326.
- [Cal05] Calow, R.: *Markerlose Ganganalyse mit einem Multikamerasystem*, Ph.D. thesis, Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, IESK, 2005.
- [Cha83] Chang, T., Tatterson, G.: Application of image processing to the analysis of three-dimensional flow fields, *Opt. Eng.*, 23, 1983:283–287.
- [Cha08] Chang, C.C., Lin, C.J.: LIBSVM: A Library for Support Vector Machines,

<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2008.

- [Cri01] Cristianini, N., Taylor, J.: An Introduction to Support Vector Machines and other kernel based learning methods, *Cambridge university press*, 0-521-78019-5, 2001.
- [Cro96] Crocker, J., Grier, D.: Methods of digital video microscopy for colloidal studies, *Journal of Colloid and Interface Science*, 179, 298, 1996.
- [Cro98] Crowe, C., Sommerfeld, M., Tsuji, Y.: Multiphase Flows with Droplets and Particles, in *CRC press, Boca Raton, FL*, 1998.
- [Doh00] Doh, D.H., Kim, D.H., Choi, S.H., Hong, S.D., Saga, T., Kobayashi, T.: Single-frame (two-field image) 3-D PTV for high speed flows, *Experiments in Fluids*, 29, 2000:85–98.
- [Dra96] Dracos, T.: *Three-dimensional velocity and vorticity measuring and image analysis techniques*, Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [Eco90] Economikos, L., Shoemaker, C., Russ, K., Brodkey, R., Jones, D.: Toward Full-Field Measurements of Instantaneous Visualizations of Coherent Structures in Turbulent Shear Flows, *Exp. Thermal and Fluid Science*, 3, 1990:74–86.
- [Els06] Elsinga, G., Scarano, F., Wieneke, B., van Oudheusden, B.: Tomographic particle image velocimetry, *Exp Fluids*, 41, 2006:933–947.
- [Fal09] Falchi, M., Romano, G.: Evaluation of the performance of high-speed PIV compared to standard PIV in a turbulent jet, *Experiments in Fluids*, 47, 2009:509–526.
- [FB11] F. Beck, G.R.: Neuronale Netze - Eine Einführung, Stand vom Februar 2011, URL <http://www.neuralesnetz.de/>.
- [Fre63] Frenzen, P.: AEC Rep., *Argonne National Lab. A.N.L. 6794*, 1963.
- [Fuc80] Fuchs, H., Kedem, Z.M., Naylor, B.F.: On visible surface generation by a priori tree structures, in *SIGGRAPH'80*, 1980, 124–133.
- [Gha88] Gharib, M., Willert, C.: Particle Tracing Revisited, in *Proceedings, 1st National Fluid Dynamics Congress, Cincinnati/Ohio, AIAA-88-3776-CP*, 1988.
- [Gue94] Guezennec, Y., Brodkey, R., Trigui, N., Kent, J.: Algorithms for fully automated three-dimensional particle tracking velocimetry, *Experiments in Fluids*, 17, 1994:209–219.
- [Gun05] Gunturk, B.K., Glotzbach, J., Altunbasak, Y., Schafer, R.W.: Demosaicking: color filter array interpolation in single-chip digital cameras, *IEEE Signal processing magazine*, 22, 2005:44–54.
- [Her95] Hering, F., Merle, M., Wierzimok, D., Jähne, B.: A Robust Technique for Tracking Particles over Long Image Sequences, in *Proc. ISPRS Intercommission Workshop From Pixels to Sequences, Zuerich, March 22, 1995*, 202–207.
- [Her96] Hering, F.: *Lagrangesche Untersuchungen des Strömungsfeldes unterhalb der wellenbewegten Wasseroberfläche mittels Bildfolgenanalyse*, Ph.D. thesis, Universität

- Heidelberg, 1996.
- [Her03] Herbrich, R.: *Learning kernel Classifiers: theory and algorithms*, ISBN:0-262-08306-X, 2003.
- [Hes88] Hesselink, L.: Digital Image Processing in Flow Visualization, *Annual Review of Fluid Mechanics*, 20, 1988:421–486.
- [Hin75] Hinze, J.: *Turbulence*, McGraw-Hill New York, (ISBN: 9780070290372), 1975.
- [Hje66] Hjelmfelt, A., Mockros, L.: Motion of discrete particles in a turbulent fluid, *Applied Scientific Research*, (ISSN: 0003-6994), 16, 1966:149–161.
- [Hoy05] Hoyer, K., Holzner, M., Lüthi, B., Guala, M., Liberzon, A., Kinzelbach, W.: 3D Scanning Particle Tracking Velocimetry, *Experiments in Fluids*, 39, 2005:923–934.
- [Hsu02] Hsu, C., Lin, C.: A Comparison of Methods for Multi-class Support Vector Machines, *IEEE Transactions on Neuronal Networks*, 13(2), 2002:415–425.
- [Kas90] Kasagi, N., Nishino, K.: Probing turbulence with three-dimensional Particle Tracking Velocimetry, *Proceedings of the International Symposium of Engineering Turbulence - Methods and Measurements*, 1990.
- [Kat02] Katz, M.: *Aktive Unterdrückung von Rotating Stall in einem Axialverdichter mit pulsierender Lufteinblasung*, Ph.D. thesis, Technische Universität Darmstadt, 2002.
- [Ken65] Kennedy, D.: *Some Measurements of the Dispersion of Spheres in a Turbulent Flow*, Ph.D. thesis, Johns Hopkins University, 1965.
- [Kim99] Kimmel, R.: Demosaicing: Image Reconstruction from Color CCD Samples, *IEEE Trans. Image Processing*, 8, 1999:1221–1228.
- [Kit09] Kitzhofer, J., Brücker, C., Pust, O.: Tomo PTV using 3D Scanning Illumination and Telecentric Imaging, in *8th International Symposium on Particle Image Velocimetry, Melbourne*, 2009.
- [Kla05] Klar, M.: *Design of an endoscopic 3-D Particle-Tracking Velocimetry system and its application in flow measurements within a gravel layer*, Ph.D. thesis, IWR, Fakultät für Physik und Astronomie, Univ. Heidelberg, 2005.
- [Kle05] Klein, R.: *Algorithmische Geometrie*, Springer-Verlag, ISBN 3-540-209565, 2 edition, 2005.
- [Kob89] Kobayashi, N., Saga, T., Sekimoto, K.: Velocity Measurement of Three-dimensional Flow around Rotating Parallel Disks by Digital Image Processing, *Digital Image Processing, ASME FED*, 85, 1989:29–26.
- [Kra04] Kraus, K.: *Photogrammetrie – Geometrische Informationen aus Photographien und Laserscanneraufnahmen*, volume Band 1, Walter de Gruyter, Berlin, 2004.
- [Kuh55] Kuhn, H.: The Hungarian Method for the assignment problem, *Naval Research Logistics Quarterly*, 2, 1955:83–97.
- [Kus04] Kussin, J.: Experimentelle Studien zur Partikelbewegung und Turbulenzmodifika-

- tion in einem horizontalen Kanal bei unterschiedlichen Wandrauigkeiten, *Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg, Germany*, 2004.
- [Loh94] Lohrmann, A., Cabera, R., Kraus, M.: Acoustic-Doppler Velocimeter (ADV) for Laboratory Use, in *Fundamentals and Advancements in Hydraulic Measurements and Experiments, Proceedings*, 1994.
- [Lüt05] Lüthi, B., Tsinober, A., Kinzelbach, W.: Lagrangian measurement of vorticity dynamics in turbulent flow, *Journal of Fluid Mechanics*, 528, 2005:87–118.
- [Luh03] Luhmann, T.: *Nahbereichsphotogrammetrie. Grundlagen, Methoden und Anwendungen*, Wichmann Verlag, ISBN-10: 3879073988, Heidelberg, 2 edition, 2003.
- [Luk04] Lukin, A., Kubasov, D.: An Improved Demosaicing Algorithm, in *Proceedings of 14-th International Conference on Computer Graphics Graphicon'2004, Moscow, Russia*, 2004, 38–45.
- [Maa92a] Maas, H.G.: Complexity analysis for the determination of image correspondences in dense spatial target fields, *International Archives on Photogrammetry and Remote Sensing*, 24, 1992:102–107.
- [Maa92b] Maas, H.G.: *Digitale Photogrammetrie in der dreidimensionalen Strömungstechnik*, Ph.D. thesis, ETH, Zürich, 1992.
- [Maa93] Maas, H.G., Gruen, A., Papantoniou, D.: Particle Tracking in Three-dimensional Turbulent Flows - Part I: Photogrammetric determination of particle coordinates, *Experiments in Fluids*, 15, 1993:133–146.
- [Maa97] Maas, H.G.: *Mehrbildtechniken in der digitalen Photogrammetrie*, Habilitationsschrift, Institut für Geodäsie und Photogrammetrie an der Eidg. Technischen Hochschule Zürich, 1997.
- [Maa09] Maas, H.G., Putze, T., Westfeld, P.: *Imaging Measurement Methods for Flow Analysis*, chapter Recent Developments in 3D-PTV and Tomo-PIV, Springer, 2009, 53–62.
- [Mal93] Malik, N., Dracos, T., Papantoniou, D.: Particle Tracking in Three-dimensional Turbulent Flows - Part II: Particle Tracking, *Experiments in Fluids*, 15, 1993:279–294.
- [Mal04] Malvar, H.S., wei He, L., Cutler, R.: High-quality linear interpolation for demosaicing of bayer-patterned color images, in *Proceedings of the IEEE International Conference on Speech, Acoustics, and Signal Processing*, 2004.
- [Max83] Maxey, M., Riley, J.: Equation of motion for a small rigid sphere in a nonuniform flow, *Physics of Fluids (ISSN 0031-9171)*, 26, 1983:883–889.
- [Mei99] Meinhart, C.D., Wereley, S., Santiago, J.: PIV Measurements of a Microchannel Flow, *Experiments in Fluids*, 27, 1999:414–419.
- [Mel97] Melling, A.: Tracer particles and seeding for Particle Image Velocimetry, *Measurement Science and Technology*, 8, 1997:1406–1416.
- [Mey83] Meynart, R.: Instantaneous velocity field measurements in unsteady gas flow by

- speckle velocimetry, *Applied Optics*, 22, 1983:535–540.
- [Mit97] Mitchell, T.: *Machine Learning*, McGraw Hill, 1997.
- [Mun57] Munkres, J.: Algorithms for the Assignment and Transportation Problems, *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 5, 1957:32–38.
- [Net93] Netzsch, T., Jähne, B.: *Ein schnelles Verfahren zur Lösung des Stereokorrespondenz-Problems bei der 3D-Particle Tracking Velocimetry*, Springer, Heidelberg, 1993.
- [Nis89] Nishino, K., Kasagi, N., Hirata, M.: Three-dimensional Particle Tracking Velocimetry Based on Automated Digital Image Processing, *Journal of Fluids Engineering*, 111, 1989:384–391.
- [Nis05] Nissen, S.: Neural Networks Made Simple, *Software 2.0*, 2, 2005:14–19, URL http://fann.sourceforge.net/fann_en.pdf.
- [Nit06] Nitsche, W., Brunn, A.: *Strömungsmesstechnik*, Springer Berlin Heidelberg, ISBN 978-3-540-32487-4, 2006.
- [Ose27] Oseen, C.: *Hydrodynamik*, Akad. Verlag Leipzig, 1927.
- [Oue06] Ouellette, N., Xu, H., Bodenschatz, E.: A quantitative study of three-dimensional Lagrangian particle tracking algorithms, *Experiments in Fluids*, 40, 2006:301–313.
- [Pap90] Papantoniou, D., Maas, H.: Recent advances in 3-D Particle Tracking Velocimetry, *Proceedings of the 5th International Symposium on the Application of Laser Techniques in Fluid Mechanics, Lisbon*, 1990.
- [Per05] Perko, R., Fürnstahl, P., Bauer, J., Klaus, A.: Geometrical Accuracy of Bayer Pattern Images, in *WSCG (Short Papers)*, 2005, 117–120.
- [Pil10] Pilgrim, R.: Munkres' Assignment Algorithm. Modified for Rectangular Matrices, <http://csclab.murraystate.edu/bob.pilgrim/445/munkres.html>, 2010.
- [Pre02] Press, W., Teukolsky, S., Vetterling, W., Flannery, B.: *Numerical Recipes in C++*, Cambridge University Press, Ed. 2, ISBN: 978-0521750332, 2002.
- [Put05] Putze, T., Hoyer, K.: Modellierung und Kalibrierung eines virtuellen Vier-Kamerasystems auf Basis eines verstellbaren Spiegelsystems, in *Beiträge der Oldenburger 3D-Tage 2005*, 2005.
- [Put08] Putze, T.: Erweiterte Verfahren zur Mehrmedienphotogrammetrie komplexer Körper, in *Photogrammetrie - Laserscanning - Optische 3D-Messtechnik (Beiträge Oldenburger 3D-Tage 2008, Hrsg. Th. Luhmann)*, Verlag Herbert Wichmann, 2008.
- [Qia06] Qian, M., Liu, J., Yan, M.S., Shen, Z.H., Lu, J., Ni, X.W., Li, Q., , Xuan, Y.M.: Investigation on utilizing laser speckle velocimetry to measure the velocities of nanoparticles in nanofluids, *Optics Express*, Vol. 14, Issue 17, 2006:7559–7566.
- [Rac88] Racca, R., Dewey, J.: A method for automatic particle tracking in a three-dimensional flow field, *Experiments in Fluids*, 6, 1988:25–32.
- [Raf07] Raffel, M., Willert, C.E., Wereley, S.T., Kompenhans, J.: *Particle Image Velocimetry*

- *A Practical Guide*, Springer Berlin Heidelberg, Second Edition, 2007.
- [Ram02] Ramanath, R., Snyder, W., Bilbro, G.: Demosaicking methods for Bayer color arrays, *Journal of Electronic Imaging*, 11(3), 2002:306–315.
- [Rey10] Rey, G.D., Wender, K.F.: *Neuronale Netze: Eine Einführung in die Grundlagen, Anwendungen und Datenauswertung*, Huber, Bern, 2. Auflage, ISBN: 978-3456848815, 2010.
- [Roj93] Rojas, R.: *Theorie der neuronalen Netze – Eine systematische Einführung*, Springer, ISBN: 3540563539, 1993.
- [Ruc87] Ruck, B.: *Laser-Doppler-Anemometrie*, AT-Fachverlag Stuttgart, 1987.
- [Ruc90] Ruck, B.: Einfluß der Tracerteilchengröße auf die Signalinformation in der Laser-Doppler-Anemometrie, *Technisches Messen*, 57, 1990:284–295.
- [Ruh04] Ruhнау, P., Yuan, J., Schnörr, C.: On variational methods for fluid flow estimation, *IWCM, LNCS 3417*, 2004:124–145.
- [Ruh06] Ruhнау, P., Stahl, A., Schnörr, C.: On-Line Variational Estimation of Dynamical Fluid Flows with Physics-Based Spatio-Temporal Regularization, in *Pattern Recognition, LNCS 4174*, 28th DAGM Symposium, 2006, 444–454.
- [Set06] Settles, G.: *Schlieren and Shadowgraph Techniques*, 2nd edition, Springer, ISBN 3-540-66155-7, 2006.
- [Sny71] Snyder, W., Lumley, J.: Some measurements of particle velocity autocorrelation functions in a turbulent flow, *Journal of Fluid Mechanics*, 48, 1971:41–71.
- [Sul71] Sullivan, P.: Longitudinal dispersion within a two-dimensional turbulent shear flow, *Journal of Fluid Mechanics*, 49, 1971:551–576.
- [Suy05] Suykens, J., Gestel, T., Brabenter, J., Moor, B., Vandewalle, J.: *Least Squares Support Vector Machines*, World Scientific, ISBN 9812381511, 2005.
- [Suz00] Suzuki, Y., Kasagi, N.: Turbulent air-flow measurement with the aid of 3-D Particle Tracking Velocimetry in a curved square bend, *Flow, Turbulence and Combustion*, 63, 2000:415–442.
- [Thu09] Thurow, B., Lynch, K.: Development of a High-Speed Three-Dimensional Flow Visualization Technique, *AAIA Journal*, 47, 2009:2857–2865.
- [Van55] Vanoni, V., Brooks, N.: Cal. Inst. Tech., *Rep.*, E-46 (ASTIA Reprint Ad 66182), 1955.
- [Vee03] Veenman, C., Reinders, M., Backer, E.: Establishing motion correspondence using extended temporal scope, *Artificial Intelligence*, 145, 2003:227–243.
- [Vla09] Vlasenko, A., Schnörr, C.: Superresolution and Denoising of 3D Fluid Flow Estimates, in J. Denzler, G. Notni, H. Süße (Eds.), *Pattern Recognition*, 31st DAGM Symposium, Springer, September 2009, 482–491.
- [Wil03] Willneff, J.: *A Spatio-Temporal Matching Algorithm for 3D Particle Tracking Velocimetry*, Ph.D. thesis, Technische Wissenschaften ETH Zurich, Nr. 15276, Zurich,

Switzerland, 2003.

- [Xu08] Xu, H.: Tracking Lagrangian trajectories in position-velocity space, *Meas. Sci. Technol.*, 19, 2008:10pp, doi:10.1088/0957-0233/19/7/075105.