

Kontaktlose Bestimmung der Windparameter auf Basis von Particle Streak Velocimetry

Zur Erlangung des akademischen Grades eines

**DOKTORS DER INGENIEURWISSENSCHAFTEN
(Dr.-Ing.)**

von der KIT-Fakultät für
Elektrotechnik und Informationstechnik
des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

angenommene

DISSERTATION

von

M.Sc. Lintao Toni Fan

geboren in: Berlin

Tag der mündlichen Prüfung:

28.07.2026

Hauptreferent:

Prof. Dr. rer. nat. Wilhelm Stork

Korreferent:

Prof. Dr. rer. nat. Cornelius Neumann

Zusammenfassung

In dieser Arbeit wird ein Ansatz für einen optischen Windsensor zur kontaktlosen Bestimmung von Windgeschwindigkeit und Windrichtung untersucht. Im Gegensatz zu herkömmlichen Windmessgeräten, die den Wind lokal am Installationsort erfassen, soll der vorgestellte Ansatz eine Messung der Windparameter in einer gewissen Entfernung vom Sensor ermöglichen. Dadurch können lokale Störeinflüsse reduziert werden, die durch die Bauwerksstruktur und die unmittelbare Umgebung des Montageorts hervorgerufen werden.

Die Messung basiert auf der bildbasierten Erfassung luftgetragener Partikel und ist den partikelbasierten optischen Strömungsmessverfahren wie der Particle Image Velocimetry (PIV) zuzuordnen. Im Rahmen dieser Arbeit wird ein ressourcenschonender und vergleichsweise kostengünstig realisierbarer Ansatz auf Basis der mit der PIV verwandten Particle Streak Velocimetry (PSV) verfolgt, bei dem die Bewegung der Partikel anhand ihrer Spuren in Kameraaufnahmen bestimmt wird. Die Messung erfolgt dabei ohne aktive Partikelzugabe, sodass keine zusätzlichen Tracerpartikel in die Strömung eingebracht werden. Stattdessen werden bereits vorhandene luftgetragene Partikel genutzt. Zudem werden weder eine Hochgeschwindigkeitskamera noch leistungsstarke Puls laser eingesetzt. Zum Einsatz kommen eine herkömmliche Systemkamera und ein modulierbarer CW-Laser.

Der Ansatz wird im Labor unter verschiedenen Randbedingungen erprobt, unter anderem bei unterschiedlichen Windparametern sowie mit variierenden Hintergründen in den Aufnahmen. Zur Auswertung der Aufnahmen werden verschiedene Bildverarbeitungsmethoden eingesetzt und die daraus bestimmten Windparameter mit Referenzmessungen herkömmlicher Anemometer verglichen. Die experimentellen Untersuchungen zeigen, dass mit diesem Aufbau bei geeigneter

Parameteranpassung gute und weitgehend reproduzierbare Ergebnisse für unterschiedliche Messdistanzen erzielt werden können. Damit wird das Potenzial des Ansatzes deutlich, Windparameter auf Basis von PSV ohne aktive Partikelzugabe kontaktlos aus der Distanz zu bestimmen.

Vorwort

Die vorliegende Dissertation ist im Laufe der vergangenen Jahre entstanden. Sie begleitet eine Zeit, die geprägt war von fachlicher Arbeit, persönlicher Weiterentwicklung und vielen Menschen, die mich auf diesem Weg unterstützt haben. Ihnen allen möchte ich an dieser Stelle meinen herzlichen Dank aussprechen.

An erster Stelle danke ich meiner Familie. Durch ihre bedingungslose Unterstützung, ihr Vertrauen und ihre Geduld haben sie mir den notwendigen Rückhalt gegeben, um diese Dissertation verwirklichen zu können. Ihre Ermutigungen in schwierigen Phasen waren für mich eine große Stütze.

Mein Dank gilt ebenso meinen nahen Freundinnen und Freunden, die mir stets mit Zuspruch, praktischer Hilfe und wohlthuender Ablenkung zur Seite standen. Die gemeinsamen Gespräche, kritischen Rückfragen und der Humor im Alltag haben wesentlich dazu beigetragen, dass ich auch in herausfordernden Zeiten motiviert geblieben bin.

Den Studierenden, mit denen ich in den vergangenen Jahren zusammenarbeiten durfte, gilt ebenfalls mein herzlicher Dank. Viele von ihnen haben durch ihre Mitarbeit in Projekten, Abschlussarbeiten und Praktika den Fortschritt dieser Arbeit maßgeblich vorangetrieben. Ihre Offenheit, Neugier und Bereitschaft, sich auf neue Themen einzulassen, haben mich stets motiviert und entscheidende Impulse geliefert.

Besonders danken möchte ich auch meinen Kolleginnen und Kollegen, mit denen ich in einem fachlich wie menschlich wertvollen Umfeld arbeiten durfte. Der

wissenschaftliche Austausch, die gemeinsamen Diskussionen sowie die Unterstützung im Arbeitsalltag haben diese Arbeit in vielerlei Hinsicht begleitet und geprägt.

Ein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr. rer. nat. Wilhelm Stork für die persönliche und fachliche Unterstützung während der Entstehung dieser Dissertation. Seine wissenschaftliche Expertise, seine konstruktive Kritik und seine ehrliche Meinung waren für mich von großem Wert und haben diese Arbeit wesentlich bereichert. Darüber hinaus bin ich ihm für das entgegengebrachte Vertrauen und die fördernde Betreuung sehr verbunden.

Allen Genannten und allen, die auf die eine oder andere Weise zu dieser Arbeit beigetragen haben, spreche ich meinen herzlichen Dank aus. Ohne ihre Unterstützung wäre diese Dissertation in der vorliegenden Form nicht möglich gewesen.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	i
Vorwort	iii
Abkürzungen und Symbole	ix
1 Einleitung und Motivation	1
2 Stand der Technik	3
2.1 Mechanische Anemometer	4
2.1.1 Schalenkreuzanemometer mit Windfahne	4
2.1.2 Flügelradanemometer	5
2.2 Ultraschallanemometer	7
2.3 Hitzdrahtanemometer	8
2.4 Pitot-Rohr-Anemometer	9
2.5 Lidar- und Sodarsysteme	11
2.6 Diskussion zum Stand der Technik	13
3 Theoretische Grundlagen	15
3.1 Mathematische Grundlagen	15
3.1.1 Korrelation und Kreuzkorrelation	15
3.1.2 Homogene und inhomogene Koordinaten	18
3.2 Kamera	20
3.2.1 Bildsensor und Farbaufnahme	22
3.2.2 Sichtfeld	23
3.2.3 Kameraeinstellungen	24
3.3 Farbräume	26

3.4	Bildverarbeitung	28
3.4.1	Faltung	29
3.4.2	Filter und Kernel	30
3.4.3	Canny-Kantendetektor	33
3.5	Künstliche Intelligenz	34
3.5.1	Neuronale Netze	35
3.5.2	YOLO	36
3.5.3	Evaluationsmetriken	38
3.6	Particle Image Velocimetry und Particle Streak Velocimetry	40
4	Aufbau und Messmethodik	45
4.1	Problemstellung und Konzept	45
4.2	Messaufbau	48
4.2.1	Windgenerator	50
4.2.2	Messablauf	50
4.2.3	Particle Streak Velocimetry als Messverfahren	52
4.3	Bildverarbeitung und Auswertung	53
4.3.1	Windparameterbestimmung	54
4.3.2	Bildaufbereitung	56
4.3.3	Tiefpass	61
4.3.4	Kombination gefilterter Binärbilder	62
4.3.5	Morphologische Operationen	62
4.3.6	Zuweisung der Partikelstreifen	65
4.4	Simulation mit synthetischen Partikelstreifenaufnahmen	66
4.4.1	Reale Messaufnahmen	67
4.4.2	Synthetisierte Aufnahmen	68
4.5	Veränderung des Messwinkels	71
5	Experimentelle Untersuchungen zur Windparameterbestimmung	79
5.1	Partikelgrößen	79
5.2	Referenzmessungen	81
5.3	Messungen bei verschiedenen Distanzen	82
5.4	Messungen unter kontrastarmen Bedingungen	88
5.5	Einfluss der Brennweite	90

5.6	Vergleich von verschiedenen Methodikansätzen	92
5.6.1	Verhältnis zwischen Signal und Hintergrund	92
5.6.2	Einordnung der Methodikansätze	94
5.7	Weitere Erweiterungsmöglichkeiten	96
5.7.1	Bandpassfilter	96
5.7.2	Verwendung von künstlicher Intelligenz als Hilfsmittel	99
6	Analyse der Einflussgrößen auf die Partikeldetektion	103
6.1	Abschätzung des Partikelsignals	103
6.1.1	Wirksame Signalenergie und Bestrahlung auf dem Kamerasensor	104
6.1.2	Parameterabhängigkeiten des Partikelsignals	111
6.2	Hintergrundbestrahlung und Verhältnis zum Partikelsignal	113
6.3	Betrachtung der Sonnenstrahlung im Freiraum	115
7	Fazit und Ausblick	121
A	Anhang	123
A.1	Herleitung der Strahldichte des vom Partikel gestreuten Lichts . . .	123
A.2	Herleitung der Abbildungsvergrößerung und des Hauptebenen-Sensor-Abstands	125
A.3	Beispiele ausgewählter Aufnahmen	127
	Abbildungsverzeichnis	131
	Tabellenverzeichnis	135
	Eigene Veröffentlichungen	137
	Literaturverzeichnis	139

Abkürzungen und Symbole

Abkürzungen

AM	Air Mass
AP	Average Precision
CCD	Charge-Coupled Device
CMOS	Complementary Metal-Oxide-Semiconductor
CNN	Convolutional Neural Network
COCO	Common Objects in Context
CW	Continuous Wave
DWD	Deutscher Wetterdienst
FDM	Fused Deposition Modeling
FN	False Negative
FOV	Field of View
FP	False Positive
HSV	Farbton (H für Hue), Sättigung (S für Saturation) und Hellwert (V für Value)
IoU	Intersection over Union
ISO	International Organization for Standardization

ITIV	Institut für Technik der Informationsverarbeitung
KI	Künstliche Intelligenz
KIT	Karlsruher Institut für Technologie
LC	Liquid Crystal
mAP	Mean Average Precision
NMS	Non-Maximum Suppression
PIV	Particle Image Velocimetry
PR	Precision-Recall
PSV	Particle Streak Velocimetry
PTV	Particle Tracking Velocimetry
RGB	Rot (R), Grün (G) und Blau (B)
ScaPP	Scanning Pyrheliometer/Pyranometer
TN	True Negative
TP	True Positive
YOLO	You Only Look Once
WG	Windgeschwindigkeit
WR	Windrichtung

Lateinische Symbole und Variablen

A	Fläche
A_{ps}	In Aufnahme am Sensor erfasste Fläche des Partikelstreifens
b	Bildweite

B_Z	Blendenzahl
c_S	Schallgeschwindigkeit
d_B	Durchmesser der Blende
d_P	Durchmesser eines Partikels
D	Detektionsrate
D_H	Abstand zwischen bildseitiger Hauptebene und Sensor
D_K	Messdistanz (Abstand zwischen Kamerasensor und Messbereich)
D_P	Distanz des Partikels zum Laser
E	Bestrahlungsstärke
E_{D_P}	Bestrahlungsstärke in der Distanz D_P
E_K	Bestrahlungsstärke am Kamerasensor
f	Brennweite
g	Gegenstandsweite
H	Bestrahlung
h_c	Verhältnis zwischen Helligkeitswert des Signals und des lokalen Hintergrunds
$H_{K,LQ}$	Bestrahlung auf dem Kamerasensor durch die externe Lichtquelle
$H_{K,Si}$	Bestrahlung auf dem Kamerasensor durch das Signal eines bewegten Partikels
$H_{K,Si,0}$	Bestrahlung auf dem Kamerasensor durch das Signal eines unbewegten Partikels
h_{Partikel}	Durchschnittlicher Helligkeitswert des Partikelsignals in der Aufnahme

h_{Umgebung}	Durchschnittlicher Helligkeitswert des lokalen Hintergrunds in der Aufnahme
H_T	Transformationsmatrix
L	Strahldichte
l_{MS}	Mittelpunktstrecke (im Pulsmuster)
L_{LQ}	Strahldichte einer externen Lichtquelle
L_P	Vom Partikel ausgehende Strahldichte
l_{Pfad}	Pfadlänge
l_{PS}	In Aufnahme am Sensor erfasste Länge des Partikelstreifens
M	Vergrößerung durch die Aufweitungsoptik
M_{Li}	Vergrößerung durch die Abbildung einer Linse
n_{gesamt}	Gesamtzahl der aufgenommenen Bilder bei einer Messung
n_P	Anzahl aufgenommener Bilder mit erkannten Partikel
O	Objekt in einer Aufnahme
P	Leistung
p	Druck
P_L	Laserleistung
P_P	Leistung, die auf ein Partikel fällt
Q	Energie
$Q_{\text{K,Si}}$	Gesamtenergie des Partikelsignals auf dem Kamerasensor
r_L	Radius des Laserstrahls
r_P	Radius eines Partikels

$r_{p,S}$	In Aufnahme am Sensor gemessener Partikelradius
s_b	Betrachtete Sensorabmessung
s_{p_x}	Pixelpitch
t	Zeit
t_{an}	Dauer des kurzen Einschaltintervalls des Lasers
t_{aus}	Dauer des kurzen Ausschaltintervalls des Lasers
t_v	Verschlusszeit
V	Kalibrierfaktor (beim Kalibrierungsvorgang)
v	Geschwindigkeit
v_S	In Aufnahme am Sensor erfasste Geschwindigkeit
Δv	Geschwindigkeitsauflösung

Griechische Symbole und Variablen

α	Effektive Streualbedo
$\eta_{K,LQ}$	Effektiver Wirkungsgrad der externen Lichtquellenstrahlung am Kamerasensor
$\eta_{K,Si}$	Effektiver Wirkungsgrad der Signalstrahlung am Kamerasensor
η_{QE}	Quanteneffizienz
λ	Wellenlänge
ν	Frequenz
Φ	Spektrale Leistung
ω	Raumwinkel

1 Einleitung und Motivation

Die Erfassung von Windparametern stellt einen wesentlichen Bestandteil zahlreicher technischer Anwendungen dar. Herkömmliche Windmessgeräte, wie etwa Schalenkreuzanemometer in Kombination mit Windfahnen oder Ultraschallanemometer, erfassen Windgeschwindigkeit und Windrichtung lokal an ihrem Installationsort. Dies kann jedoch die Aussagekraft der Messdaten einschränken, da die Messwerte durch bauliche Strukturen in der Umgebung oder durch lokale Turbulenzen beeinflusst werden können und somit nicht zwangsläufig die Windverhältnisse in der interessierenden Umgebung repräsentieren.

Ein Beispiel, bei dem die Windmessung eine zentrale Rolle spielt, ist die witterungsabhängige dynamische Bestimmung der Strombelastbarkeit von Freileitungen [1]. Die zulässige Strombelastung einer Freileitung hängt maßgeblich von der Kühlung der Leiterseile durch den anströmenden Wind ab. Um eine präzise Abschätzung der aktuellen Übertragungskapazität zu ermöglichen, ist es daher erforderlich, den Wind nicht lokal am Sensorstandort, sondern direkt im Bereich der Freileitung zu erfassen. Messungen mit herkömmlichen Sensoren an Masten oder Gebäudestrukturen können durch lokal auftretende Turbulenzen beeinflusst werden und liefern daher in diesem Zusammenhang nur eingeschränkt nutzbare Daten.

In dieser Arbeit wird ein Ansatz für einen optischen Windsensor untersucht, der die kontaktlose Erfassung von Windparametern in einer Entfernung vom Sensorgehäuse ermöglichen soll. Das Messprinzip ist den partikelbasierten optischen Strömungsmessverfahren zuzuordnen und basiert auf der Particle Streak Velocimetry (PSV), einem mit der Particle Image Velocimetry (PIV) verwandten Verfahren. Hierbei werden Partikel in Strömungen optisch erfasst, sodass aus ihrer

Bewegung die Geschwindigkeit und Richtung der Luftströmung bestimmt werden können. Mehrere Forschungsarbeiten haben bereits die Anwendung partikelbasierter optischer Strömungsmessverfahren zur Messung von Luft- und Windströmungen untersucht und dabei vielversprechende Ergebnisse erzielt [2–5]. Diese Methode kann dazu beitragen, Winddaten im Messbereich weitgehend ungestört zu erfassen, während der Sensor selbst in sicherem Abstand installiert werden kann. Im Vergleich zu klassischen partikelbasierten optischen Strömungsmessverfahren erfolgt die Messung im Rahmen dieser Arbeit ohne aktive Partikelzugabe. Stattdessen werden bereits in der Luft vorhandene Partikel genutzt. Das vorgestellte Messkonzept stellt somit einen möglichen Ansatz zur kontaktlosen Erfassung von Windparametern aus der Distanz dar.

2 Stand der Technik

Dieses Kapitel soll einen Überblick über etablierte Verfahren zur Windmessung geben. Wind beschreibt im Allgemeinen die Verlagerung von Luftteilchen infolge von Luftdruckunterschieden. Im Gegensatz zu den meisten anderen meteorologischen Größen wird der Wind durch einen Vektor beschrieben. Zur vollständigen Beschreibung sind daher sowohl der Betrag (Windgeschwindigkeit) als auch die Richtung (Windrichtung) notwendig. Dabei wird die Windrichtung stets nach der Herkunft des Windes angegeben: Ein Nordwind kommt aus nördlicher, ein Ostwind aus östlicher Richtung. Die Angabe der Windrichtung kann entweder anhand von Himmelsrichtungen oder über eine 360°-Azimutskala erfolgen. Bei der Einteilung nach Himmelsrichtungen werden neben den vier Hauptrichtungen Nord, Ost, Süd und West auch Zwischenhimmelsrichtungen wie Nordost, Südost, Südwest oder Nordwest verwendet, die zwischen zwei Hauptrichtungen liegen. Die Azimutskala beginnt bei 0° für Norden und verläuft im Uhrzeigersinn über 90° für Osten, 180° für Süden und 270° für Westen bis zurück zu 360° für Norden [6].

Zur messtechnischen Erfassung des Windvektors müssen folglich sowohl Windgeschwindigkeit als auch Windrichtung bestimmt werden. Die Windgeschwindigkeit wird üblicherweise mit Anemometern gemessen (altgriechisch *ánemos* = Wind und *métron* = Maß), die allgemein auch zur Messung von Luft- bzw. Gasströmungen eingesetzt werden. Einige Anemometertypen ermöglichen darüber hinaus auch die Bestimmung der Strömungsrichtung. In diesem Abschnitt werden der Stand der Technik von Anemometern und die wichtigsten Anemometertypen vorgestellt.

2.1 Mechanische Anemometer

Mechanische Anemometer erfassen die Luftströmung mithilfe beweglicher Bauteile, die direkt von der Strömung angetrieben werden. Typisch sind rotierende Elemente, deren Bewegung proportional zur Strömungsgeschwindigkeit ist. Diese mechanische Bewegung wird anschließend über einfache Übertragungsmechanismen (z. B. Wellen, Zahnräder oder Sensoren zur Drehzahl- bzw. Wegerfassung) in ein elektrisches oder direkt ablesbares Signal umgesetzt.

2.1.1 Schalenkreuzanemometer mit Windfahne

Unter den verschiedenen Instrumenten zur Messung der Windgeschwindigkeit ist das Schalenkreuzanemometer eines der am häufigsten verwendeten Geräte im Windenergiesektor. Das Schalenkreuzanemometer nutzt das Prinzip der windinduzierten Rotation. Sein Rotor besteht üblicherweise aus drei oder vier Schalen, die an radial angeordneten Armen befestigt sind und frei rotieren können. Der Rotor ist auf einer drehbaren Achse montiert, über die die Rotationsbewegung übertragen wird. Die resultierende Drehzahl steht in direktem Zusammenhang mit der Windgeschwindigkeit und wird entweder unmittelbar erfasst oder in ein elektrisches Signal umgewandelt. Die Windfahne richtet sich entsprechend der Windrichtung aus und ermöglicht dadurch deren Erfassung. Beide Komponenten werden häufig in einem einzigen Gerät kombiniert, um ein vollständiges Profil der Windbedingungen zu erfassen (siehe Abbildung 2.1).

Die Drehzahl der Schalen steht in linearer Beziehung zur Windgeschwindigkeit [7]. Daher kann die Übertragungsfunktion zwischen der Windgeschwindigkeit v und der Ausgangsfrequenz ν in guter Näherung durch eine lineare Gleichung der Form

$$v = b \cdot \nu + c \quad (2.1)$$

beschrieben werden.

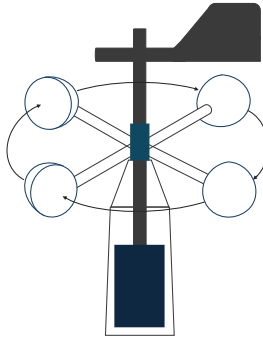


Abbildung 2.1: Schematischer Aufbau eines Schalenkreuzanemometers mit integrierter Windfahne

Dabei sind b und c Kalibrierungskoeffizienten. Diese können gemäß MEAS-NET (IEC 61400-12-1) im Windkanal für verschiedene Windgeschwindigkeiten bestimmt werden. Der für die Kalibrierung verwendete Windgeschwindigkeitsbereich beträgt meist 4 m/s bis 16 m/s [8].

Schalenkreuzanemometer weisen für den betrachteten Geschwindigkeitsbereich eine nahezu lineare Kennlinie auf und sind mechanisch robust sowie vergleichsweise kostengünstig. Sie lassen sich einfach kalibrieren und sind aufgrund ihres auf die horizontale Strömung ausgerichteten Messprinzips unempfindlich gegenüber Windrichtungsänderungen in der Horizontalen. Nachteile ergeben sich vor allem aus der Trägheit des rotierenden Systems, die bei sehr niedrigen Windgeschwindigkeiten zu erhöhten relativen Messunsicherheiten und bei stark turbulenten Strömungen oder böigem Wind zu sogenannten Overspeeding-Effekten führen kann (systematische Überschätzung der mittleren Windgeschwindigkeit infolge der Systemträgheit).

2.1.2 Flügelradanemometer

Das Flügelradanemometer ist ein weiteres, verbreitet eingesetztes mechanisches Messgerät zur Bestimmung der Windgeschwindigkeit. Im Gegensatz zum Schalenkreuzanemometer, dessen Schalen um eine vertikale Achse rotieren, arbeitet

das Flügelradanemometer mit einem axial ausgerichteten Rotor. Auch beim Flügelradanemometer basiert das Messprinzip auf einer durch den Wind ausgelösten Rotationsbewegung. Der Aufbau eines Flügelradanemometers besteht in der Regel aus einem mehrschaufeligen Rotor, der auf einer horizontal angeordneten Achse montiert ist (siehe Abbildung 2.2). Trifft der Luftstrom auf die schaufelartigen Rotorblätter, entsteht ein Drehmoment, das den Rotor antreibt. Die dabei entstehende Drehzahl ist über weite Geschwindigkeitsbereiche nahezu proportional zur anströmenden Luftgeschwindigkeit und lässt sich, ähnlich wie beim Schalenkreuzanemometer, in ein entsprechendes Ausgangssignal übertragen [9].

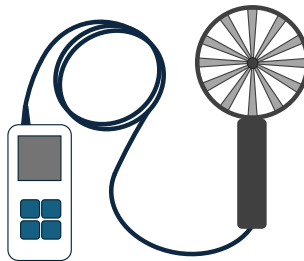


Abbildung 2.2: Schematischer Aufbau eines Flügelradanemometers

Flügelradanemometer werden häufig zur Messung niedriger Windgeschwindigkeiten eingesetzt, da sie aufgrund ihres axialen Messprinzips bereits bei geringer Anströmung ansprechen. Im Freifeld ist jedoch eine möglichst geringe Richtungsabhängigkeit in der Horizontalebene entscheidend: Das Schalenkreuzanemometer erfüllt diese Anforderung bei weitgehend horizontaler Strömung und wird daher im Windenergiesektor als Standardmessgerät eingesetzt. Das Flügelradanemometer misst demgegenüber hauptsächlich die Geschwindigkeitskomponente entlang der Rotorachse und wird bevorzugt in Anwendungen eingesetzt, in denen die Strömungsrichtung durch die Geometrie vorgegeben ist (z. B. Strömungskanäle oder Rohrleitungen).

2.2 Ultraschallanemometer

Im Gegensatz zu mechanischen Anemometern messen Ultraschallanemometer die Windgeschwindigkeit, indem sie die Laufzeit von Ultraschallimpulsen (Time-of-Flight) zwischen Sender und Empfänger bestimmen. Jedes Sender-Empfänger-Paar bildet dabei einen Messpfad, über den die Windgeschwindigkeit aus dem Einfluss des Windes auf die Laufzeit der Ultraschallimpulse abgeleitet wird [10]. Ein Ultraschallanemometer besteht aus mindestens zwei Ultraschallwandlern, die in einem genau bekannten Abstand zueinander montiert sind. Zur Messung der Windgeschwindigkeit senden die Wandler abwechselnd Ultraschallimpulse in beide Richtungen entlang des Messpfades. Die Laufzeit mit dem Wind wird durch die Bewegung der Luft verkürzt, da sich die effektive Schallgeschwindigkeit aus der Summe der Schallgeschwindigkeit in Luft c_s und der Geschwindigkeitskomponente v entlang des Messpfades ergibt. Gegen den Wind verlängert sich die Laufzeit, da die effektive Schallgeschwindigkeit in diesem Fall der Differenz von c_s und v entspricht. Die Elektronik erfasst beide Laufzeiten. Aus ihrer Differenz lässt sich die Windgeschwindigkeit bestimmen, die direkt proportional zur Pfadlänge l_{Pfad} und proportional zur Differenz der Kehrwerte der gemessenen Zeiten ist, sodass sich die Windgeschwindigkeit v mit

$$v = \frac{l_{\text{Pfad}}}{2} \left(\frac{1}{t_1} - \frac{1}{t_2} \right) \quad (2.2)$$

berechnen lässt [11]. Die berechnete Geschwindigkeit entspricht dabei der Komponente entlang des jeweiligen Messpfades. Durch mehrere unterschiedlich ausgerichtete Messpfade können daraus sowohl Betrag als auch Richtung des Windvektors bestimmt werden. Ein schematischer Aufbau eines Ultraschallanemometers ist in Abbildung 2.3 dargestellt.

Ultraschallanemometer stellen eine moderne Lösung zur präzisen Windmessung dar, die die Laufzeit von Schallwellen nutzt und ohne bewegliche Teile auskommt. Sie bieten gegenüber herkömmlichen mechanischen Anemometern den Vorteil, dass sie mechanischen Verschleiß und häufige Wartungsarbeiten vermeiden und genaue Messungen bei niedrigen Windgeschwindigkeiten ohne Anlaufschwelle

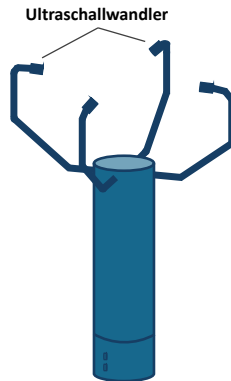


Abbildung 2.3: Schematischer Aufbau eines Ultraschallanemometers

ermöglichen [12]. Demgegenüber stehen als wesentliche Nachteile die höheren Anschaffungskosten im Vergleich zu mechanischen Anemometern sowie der typischerweise erhöhte Stromverbrauch durch die aktive Signalverarbeitung.

2.3 Hitzdrahtanemometer

Die Hitzdrahtanemometrie ist ein thermisches Messverfahren zur Bestimmung von Strömungsgeschwindigkeiten. Das Funktionsprinzip basiert auf der Wärmeübertragung durch Konvektion [13]. Ein dünner Platindraht wird durch elektrischen Strom auf eine Temperatur oberhalb der Umgebung erhitzt, wodurch sich sein elektrischer Widerstand erhöht. Strömt Luft am Draht vorbei, kühlt sie diesen durch Konvektion ab. Mit zunehmender Windgeschwindigkeit verstärkt sich die Wärmeabfuhr, was zu einer stärkeren Abkühlung des Drahtes führt. Aus der Änderung des elektrischen Widerstands lässt sich die Windgeschwindigkeit bestimmen. Ein schematischer Aufbau eines Hitzdrahtanemometers ist in Abbildung 2.4 dargestellt.

Zur Auswertung der elektrischen Signaländerung existieren verschiedene Betriebsarten. Die beiden gängigsten sind der Konstanttemperaturbetrieb, bei dem

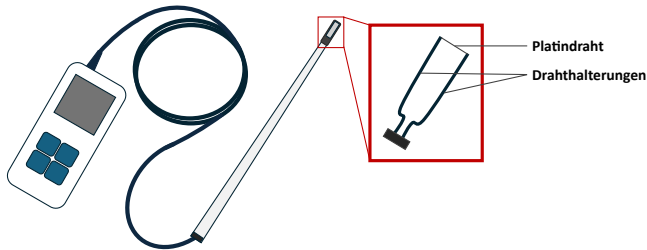


Abbildung 2.4: Schematischer Aufbau eines Hitzdrahtanemometers

der Draht durch einen variablen Heizstrom auf konstanter Temperatur gehalten wird und der dafür erforderliche Strom als Maß für die Windgeschwindigkeit dient, sowie der Konstantstrombetrieb, bei dem der Draht mit konstantem Strom beheizt wird, sodass seine Temperaturänderung von der Windgeschwindigkeit abhängt.

Das Hitzdrahtanemometer ist ein bevorzugtes Messinstrument zur Erfassung laminarer Strömungen, Strömungen im Übergangsbereich sowie turbulenter Strömungen, da es eine präzise Interpretation der Messsignale und eine einfache Handhabung ermöglicht [14], insbesondere wenn eine hohe Frequenzantwort und zeitliche Informationen über das Strömungsfeld benötigt werden [15].

Da das Messprinzip direkt auf der Wärmeübertragung basiert, reagiert die Methode empfindlich auf Temperaturschwankungen der Umgebung, was ohne aufwendige Korrekturen zu Messfehlern führen kann. Zudem ist der dünne Messdraht fragil und anfällig für Beschädigungen durch Partikel oder unsachgemäße Handhabung. Darüber hinaus erfordert das Hitzdrahtanemometer einen hohen Kalibrierungsaufwand, der jeweils an die spezifischen Strömungsbedingungen angepasst werden muss.

2.4 Pitot-Rohr-Anemometer

Das Pitot-Rohr beruht auf dem Bernoulli-Gesetz für stationäre, reibungsarme und im betrachteten Bereich im Wesentlichen inkompressible Strömungen. Zwischen

Gesamtdruck p_{ges} , statischem Druck p_{stat} und dynamischem Druck p_{dyn} gilt bei gleicher Höhenlage

$$p_{\text{ges}} = p_{\text{stat}} + p_{\text{dyn}} . \quad (2.3)$$

Das Pitot-Rohr ist typischerweise als L-förmiges Rohr mit Kanälen ausgeführt, über die zwei Drücke gemessen werden. Die Messöffnung des inneren Rohrs ist in Richtung der anströmenden Luft ausgerichtet. An diesem Staupunkt kommt die Strömung lokal zum Stillstand, sodass die kinetische Energie der Strömung vollständig in Druckenergie umgewandelt wird. Der dort gemessene Druck entspricht dem Gesamtdruck. Das äußere Rohr erfasst über seitlich angebrachte Bohrungen den statischen Druck der ungestörten Strömung. Der Aufbau eines Pitot-Rohr-Anemometers ist in Abbildung 2.5 zu sehen.

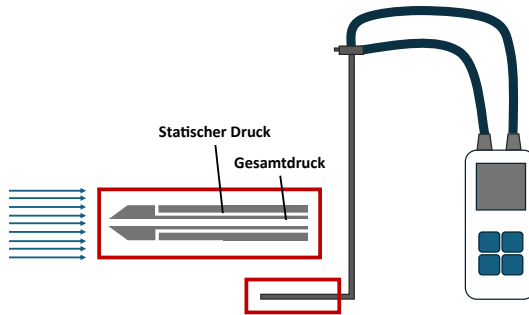


Abbildung 2.5: Schematischer Aufbau eines Pitot-Rohr-Anemometers

Die für die Geschwindigkeitsbestimmung relevante Größe ist die Differenz zwischen Gesamt- und statischem Druck [16], also der dynamische Druck

$$\Delta p = p_{\text{ges}} - p_{\text{stat}} = p_{\text{dyn}} . \quad (2.4)$$

Für eine inkompressible Strömung lässt sich die Strömungsgeschwindigkeit v über den dynamischen Druck wie folgt berechnen [17]:

$$v = \sqrt{\frac{2 (p_{\text{ges}} - p_{\text{stat}})}{\rho}} = \sqrt{\frac{2 \Delta p}{\rho}} , \quad (2.5)$$

wobei ρ die Dichte des strömenden Mediums ist.

Das Pitot-Rohr-Anemometer ist ein robustes, primäres Messgerät zur Bestimmung der Strömungsgeschwindigkeit über die Messung des dynamischen Drucks. Aufgrund der einfachen mechanischen Konstruktion ohne bewegliche Teile und ohne empfindliche Elektronik im eigentlichen Messbereich ist es mechanisch sehr widerstandsfähig und für den Einsatz bei hohen Temperaturen geeignet. Dadurch ist ein weitgehend wartungsarmer Betrieb auch in verschmutzten Gasströmen und Abgasen möglich.

Zu den wesentlichen Nachteilen gehört, dass das Verfahren bei niedrigen Strömungsgeschwindigkeiten nur eingeschränkt einsetzbar ist, da der resultierende dynamische Druck sehr klein ist. Außerdem erfasst das Pitot-Rohr nur die örtliche Geschwindigkeit im Bereich der Messöffnung. Bei räumlich inhomogenen Strömungen sind daher Mehrpunktmessungen über den Querschnitt erforderlich, um eine repräsentative mittlere Strömungsgeschwindigkeit zu bestimmen.

2.5 Lidar- und Sodarsysteme

Für die Windmessung gibt es darüber hinaus bodengebundene Windprofiler, die auf Lidar oder Sodar basieren. Diese sind aktive Fernerkundungsinstrumente, die aus einiger Entfernung Profile von Windgeschwindigkeit und Windrichtung in der atmosphärischen Grenzschicht erfassen. Allen Systemen gemeinsam ist, dass sie das Windfeld nicht mittels in-situ-Sensoren an einem Mast erfassen, sondern aus der zeitlichen und spektralen Analyse von zurückgestreuten Wellen. Bei Lidar wird elektromagnetische Strahlung an in der Luft vorhandenen Partikeln gestreut und aus dem zurückkehrenden Signal die Windinformation gewonnen, wohingegen Sodar Schallimpulse aussendet, die an kleinräumigen Temperaturunterschieden in der Atmosphäre rückgestreut werden [18].

Beim Wind-Lidar bzw. -Sodar werden nach jedem Sendeimpuls die rückgestreuten Signale zeitaufgelöst aufgezeichnet und über die Laufzeit in Reichweiten-Gates umgerechnet, sodass für jede Höhe ein eigenes Echosignal vorliegt. In der Praxis

werden damit typischerweise Höhen von einigen Dutzend bis mehreren hundert Metern erfasst. Für jedes dieser Gates wird aus vielen aufeinanderfolgenden Pulsen mit Fensterung und Fourier-Transformation ein Doppler-Leistungsspektrum berechnet. Aus der Lage des Spektralpeaks bzw. des spektralen Schwerpunkts ergibt sich die Dopplerfrequenz und daraus die radiale Geschwindigkeit entlang des Strahls.

Beim Windprofiler werden drei bis fünf Strahlen nacheinander in drei bis fünf verschiedene Richtungen ausgesendet. Eine dieser Richtungen ist dabei immer die Vertikale, während die übrigen um 15° bis 20° von der Vertikalen geneigt sind [19]. Aus den Messungen kann anschließend der dreidimensionale Windvektor bestimmt werden. Das Prinzip ist in Abbildung 2.6 dargestellt.

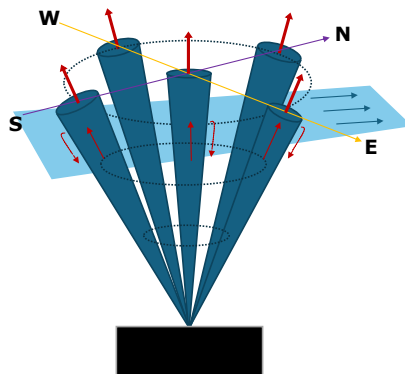


Abbildung 2.6: Prinzip eines Windprofilers basierend auf Lidar/Sodar

Die Messsysteme sind technisch komplex und in der Anschaffung, je nach Standort, recht teuer: Typische Sodar-Systeme, wie etwa das „Second Wind Triton SODAR“, kosten etwa 50.000 US-Dollar [20]. Lidar-Systeme sind noch kostenintensiver: Für landgestützte Anlagen liegen die Kosten bei mindestens 60.000 US-Dollar, für Offshore-Anlagen auf dem Meer oder See können sie zwischen 1 und 2 Millionen US-Dollar betragen (unter der Annahme eines Wechselkurses von 1 Euro zu etwa 1 US-Dollar) [21]. Da diese Messsysteme konstruktionsbedingt nicht nur einen Punkt, sondern ein deutlich größeres Luftvolumen erfassen

als z. B. ein Schalenkreuzanemometer, hat sich in komplexem Gelände mit starken räumlichen Windunterschieden, etwa in Hügellandschaften oder in der Nähe von Hindernissen, gezeigt, dass ihre Messergebnisse bisher weniger zuverlässig und vorhersagbar sind als die punktuellen Messungen eines Schalenkreuzanemometers [18].

Zusätzlich zu bodengebundenen Profilsystemen existieren anlagenspezifische, gondelmontierte Lidar-Systeme. Beide beruhen grundsätzlich auf demselben Doppler-Fernerkundungsprinzip. Während bodengebundene Profiler primär standortbezogene Vertikalprofile der atmosphärischen Grenzschicht bis in mehrere hundert Meter Höhe für meteorologische und ressourcenbezogene Fragestellungen liefern, sind anlagenspezifische Lidars darauf ausgelegt, das Inflow-Feld im Bereich von wenigen zehn bis einigen hundert Metern vor z. B. einer Rotorfläche einer konkreten Turbine zu erfassen [22] und die gewonnenen Informationen für Turbinenregelung [23] oder Leistungskennlinienbestimmung [24] zu nutzen.

2.6 Diskussion zum Stand der Technik

Herkömmliche Anemometer wie Schalenkreuz- und Flügelradanemometer sowie moderne Ultraschallanemometer erfassen die jeweiligen Windparameter lokal am Ort des Sensors. Damit wird grundsätzlich die Strömung in unmittelbarer Sensornähe gemessen. In realen Anwendungen ist diese Strömung jedoch häufig nicht repräsentativ für das ungestörte Windfeld, da die Installation typischerweise an Masten, Auslegern oder auf Bauwerksstrukturen erfolgt. Diese Umgebungsstrukturen können das Strömungsfeld durch Abschattung oder Turbulenzerzeugung beeinflussen, sodass die Messwerte systematisch verfälscht sein können.

Eine Messung in der Entfernung und damit außerhalb des Einflussbereichs der Montageumgebung ist grundsätzlich mit Sodar- oder Lidar-Systemen möglich. Diese Systeme erlauben eine fernmessende Erfassung von Windparametern, sind

in der Praxis jedoch typischerweise mit hohen Systemkosten verbunden. Vor diesem Hintergrund wird im Rahmen dieser Arbeit ein Ansatz für einen vergleichsweise kostengünstigen optischen Windsensor untersucht, der eine kontaktlose Bestimmung von Windparametern auf Basis eines mit der Particle Image Velocimetry (PIV) verwandten Verfahrens, der Particle Streak Velocimetry (PSV), ermöglicht. Die Problemstellung und das zugrunde liegende Konzept werden in Kapitel 4.1 behandelt, während die Grundlagen der PIV und der PSV in Kapitel 3.6 eingeführt werden.

3 Theoretische Grundlagen

In diesem Kapitel werden die theoretischen Grundlagen erläutert, die für das Verständnis der vorliegenden Arbeit relevant sind. Ziel ist es, zentrale Begriffe und Konzepte vorzustellen, die den Rahmen für die weiteren Ausführungen bilden. Die dargestellten Inhalte sollen die fachlichen Zusammenhänge verdeutlichen und als Bezugspunkt für die spätere Analyse dienen. Damit wird eine fundierte Basis für die folgenden Kapitel geschaffen.

3.1 Mathematische Grundlagen

Dieses Kapitel behandelt mathematische Zusammenhänge, die für das Verständnis und die Einordnung der weiteren Arbeit relevant sind. Dabei werden Definitionen, Formeln und Beziehungen vorgestellt, die ein besseres Verständnis der nachfolgenden technischen und methodischen Betrachtungen ermöglichen.

3.1.1 Korrelation und Kreuzkorrelation

Die Begriffe Korrelation und insbesondere Kreuzkorrelation spielen eine zentrale Rolle in der Signalverarbeitung, Bildverarbeitung und Strömungsmesstechnik. Sie dienen als mathematische Werkzeuge zur Analyse der Abhängigkeit und Ähnlichkeit zwischen zwei Signalen oder Bildregionen. Während die Korrelation ein allgemeines Maß für den linearen Zusammenhang zweier Größen darstellt, beschreibt die Kreuzkorrelation speziell die zeitliche oder räumliche Verschiebung zwischen zwei Funktionen oder Signalen [25].

In der Bildverarbeitung sind Korrelationstechniken essenziell, um Muster zu erkennen, Bewegungen zu analysieren und Bilddaten zu vergleichen. Besonders in der Particle Image Velocimetry (PIV) wird die Kreuzkorrelation verwendet, um Geschwindigkeitsfelder aus aufeinanderfolgenden Bildern zu berechnen [26].

Die Korrelation beschreibt die statistische Abhängigkeit zwischen zwei Funktionen, Signalen oder Datenreihen. Eine hohe Korrelation bedeutet, dass Änderungen in einer Variablen oft mit ähnlichen Änderungen in der anderen verbunden sind.

Autokorrelation

Die Autokorrelation misst die Ähnlichkeit einer Funktion mit sich selbst zu verschiedenen Verschiebungen. Sie wird mathematisch für Funktionen endlicher Signalenergie durch

$$R_{xx}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)x(t - \tau) dt \quad (3.1)$$

definiert, wobei $x(t)$ das Signal ist und τ die zeitliche oder räumliche Verschiebung. Diese Methode wird insbesondere zur Analyse von Signalcharakteristika wie Frequenz oder Signalrauschen verwendet.

Für ein zeitdiskretes Signal $x[n]$ kann dies durch

$$R_{xx}[k] = \sum_n x[n]x[n - k] \quad (3.2)$$

beschrieben werden.

Mit der Autokorrelation lassen sich periodische oder regelmäßig wiederkehrende Signalanteile hervorheben, da diese bei bestimmten Verschiebungen zu erhöhten Korrelationswerten führen.

Kreuzkorrelation

Die Kreuzkorrelation vergleicht zwei unterschiedliche Signale $x(t)$ und $y(t)$ über eine Verschiebung τ :

$$R_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)y(t - \tau) dt . \quad (3.3)$$

Eine hohe Kreuzkorrelation für ein bestimmtes τ zeigt an, dass sich die beiden Signale mit einer bestimmten Verzögerung ähneln. Sie wird häufig zur Bestimmung von Zeitverzögerungen oder räumlichen Verschiebungen zwischen Signalen eingesetzt.

Für diskrete Signale $x[n]$ und $y[n]$ wird die Kreuzkorrelation als

$$R_{xy}[k] = \sum_n x[n]y[n - k] \quad (3.4)$$

berechnet. Diese Form ist insbesondere in der digitalen Signal- und Bildverarbeitung relevant, da sie numerisch ausgewertet werden kann.

Anwendung in der Bildverarbeitung

In der Bildverarbeitung wird die Kreuzkorrelation genutzt, um die Ähnlichkeit zwischen einer Vorlage und einem Bildbereich für verschiedene Verschiebungen zu bestimmen. Dies ist insbesondere in der Mustererkennung relevant, wenn die Position einer Vorlage innerhalb eines größeren Bildes gesucht wird [27]. Hohe Korrelationswerte treten dabei an Positionen auf, an denen die lokalen Bildstrukturen der Vorlage besonders ähnlich sind.

Für zwei Bildmatrizen $I(x, y)$ und $T(x, y)$ ist die diskrete Kreuzkorrelation definiert als

$$R_{IT}(u, v) = \sum_x \sum_y I(x, y)T(x - u, y - v) , \quad (3.5)$$

wobei (u, v) die Verschiebung der Vorlage beschreibt. Der höchste Korrelationswert gibt die wahrscheinlichste Position der Vorlage im Bild an.

3.1.2 Homogene und inhomogene Koordinaten

Homogene und inhomogene Koordinaten kommen aufgrund ihrer unterschiedlichen Eigenschaften bei geometrischen Transformationen und Darstellungen zum Einsatz. Inhomogene Koordinaten sind die konventionellen Koordinatensysteme, die im Alltag verwendet werden, wie (x, y) im zweidimensionalen Raum oder (x, y, z) im dreidimensionalen Raum. Diese Koordinaten sind intuitiv und repräsentieren Punkte auf einer Ebene oder in einem Raum direkt.

Homogene Koordinaten fügen eine zusätzliche Dimension hinzu, um die Darstellung und Berechnung verschiedener geometrischer Transformationen zu vereinfachen und zu vereinheitlichen:

$$(x, y)^\top \rightarrow (x, y, 1)^\top. \quad (3.6)$$

Im zweidimensionalen Raum werden die homogenen Koordinaten eines Punktes wie folgt dargestellt:

$$(x, y, 1)^\top \equiv (wx, wy, w)^\top, \quad (3.7)$$

wobei w eine von Null verschiedene reelle Zahl ist.

In homogenen Koordinaten ermöglicht die zusätzliche Koordinate w eine flexible Darstellung von Punkten und Transformationen. Wenn $w = 1$ gesetzt wird, können die Werte für x und y der inhomogenen Koordinaten aus den homogenen Koordinaten $(x, y, 1)$ direkt abgelesen werden. Dies vereinfacht viele Berechnungen und wird häufig aus praktischen Gründen verwendet. Allerdings kann w auch andere von Null verschiedene Werte annehmen, was insbesondere nützlich ist, um Punkte im Unendlichen darzustellen oder perspektivische Transformationen zu realisieren.

In inhomogenen Koordinatensystemen erfordern Transformationen wie Translation, Rotation und Skalierung unterschiedliche Methoden und Formeln zur Implementierung. Zum Beispiel muss bei der Translation in inhomogenen Koordinaten jede Komponente der Koordinate unabhängig addiert werden:

$$(x', y') = (x + t_x, y + t_y) . \quad (3.8)$$

In homogenen Koordinatensystemen können jedoch die Transformationen, einschließlich der Translation, durch Matrizenmultiplikation dargestellt werden. Die Translation kann dann als 3×3 -Matrix dargestellt werden:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} . \quad (3.9)$$

Die Translation des homogenen Punktes $(x, y, 1)$ kann also folgendermaßen berechnet werden:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x + t_x \\ y + t_y \\ 1 \end{pmatrix} . \quad (3.10)$$

Homogene Koordinaten ermöglichen eine einheitliche Handhabung verschiedener Transformationen, ohne die Berechnungsmethode je nach Art der Transformation ändern zu müssen.

Punkte in homogenen Koordinaten können mittels Division durch die dritte Koordinate w in den regulären zweidimensionalen Raum überführt werden:

$$(wx, wy, w)^\top \rightarrow \left(\frac{wx}{w}, \frac{wy}{w} \right)^\top = (x, y)^\top . \quad (3.11)$$

Dies funktioniert auch für den dreidimensionalen Raum, indem für homogene Koordinaten auch eine zusätzliche Dimension eingeführt wird. Im 3D-Raum werden die homogenen Koordinaten eines Punktes dann wie folgt dargestellt:

$$(x, y, z)^{\top} \rightarrow (x, y, z, 1)^{\top} . \quad (3.12)$$

Dies kann auch geschrieben werden als:

$$(x, y, z, 1)^{\top} \equiv (wx, wy, wz, w)^{\top} , \quad (3.13)$$

wobei w eine von Null verschiedene reelle Zahl ist.

Um homogene Koordinaten wieder in inhomogene Koordinaten umzuwandeln, kann dies durch die Division durch die vierte Koordinate w erreicht werden.

Ein Beispiel für die praktische Anwendung homogener Koordinaten ist die perspektivische Transformation. Sie beschreibt das Phänomen, dass Objekte mit zunehmender Entfernung kleiner erscheinen. In inhomogenen Koordinatensystemen ist die perspektivische Transformation schwierig mit einfachen mathematischen Formeln darzustellen. Die Einführung homogener Koordinaten ermöglicht es jedoch, perspektivische Transformationen durch Matrizenmultiplikation zu beschreiben [28].

3.2 Kamera

Im Folgenden soll eine kurze Einführung in Kamerasysteme gegeben werden, die zur Detektion von Partikelbewegungen bei dem im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Versuchsträger eingesetzt werden. Dies geschieht in Anlehnung an [29].

1991 brachte Kodak mit der DCS 100 die erste digitale Spiegelreflexkamera (DSLR) auf den Markt. Sie übernahm das klassische Spiegelreflexprinzip aus der analogen Fotografie, bei dem der Fotograf durch den Sucher direkt das Bild sieht, das durch das Objektiv fällt. Möglich wird das durch einen schwenkbaren

Spiegel und ein Prisma, die den Lichtstrahl zum Sucher umleiten. Damit Belichtung und Autofokus bereits vor der Aufnahme gemessen werden können, wird ein Teil des Lichts durch einen teildurchlässigen Spiegel zu separaten Sensoren abgeleitet. Beim Auslösen klappen Spiegel und Verschluss hoch, das Licht trifft auf den Bildsensor, der das Foto aufnimmt. Vor dem Sensor befinden sich in der Regel mehrere Filter, darunter ein Bayer-Filter zur Farberfassung, Sperrfilter für den Ultraviolett- und Infrarotbereich sowie ein Tiefpassfilter zur Reduzierung von Moiré-Effekten. Abbildung 3.1 zeigt den Aufbau einer Spiegelreflexkamera.

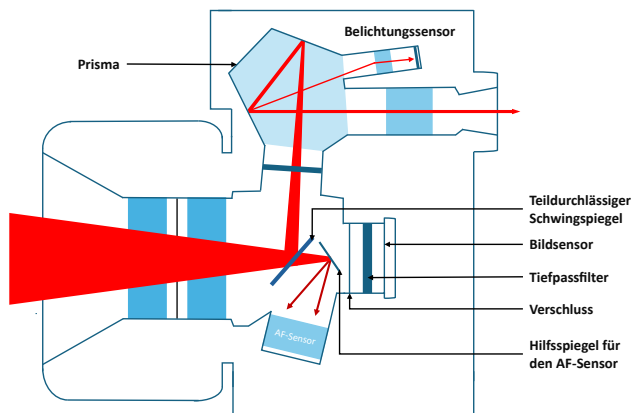


Abbildung 3.1: Aufbau einer Spiegelreflexkamera

Zusätzlich zum Sucherbild bietet das LC-Display auf der Rückseite die Möglichkeit, die Aufnahme sofort zu kontrollieren oder den sogenannten Liveview-Modus zu nutzen. Dabei wird der Spiegel dauerhaft hochgeklappt, und der Sensor liefert ein kontinuierliches Livebild. Das erlaubt eine präzise manuelle Fokussierung, hat aber den Nachteil, dass der schnelle Phasen-Autofokus nicht mehr nutzbar ist. Stattdessen wird der Fokus direkt auf dem Sensor per Kontrastmessung bestimmt, was bei bewegten Motiven langsamer funktioniert. Um diesen Nachteil zu umgehen, wurden technische Lösungen entwickelt: Sony entwickelte beispielsweise

Single-Lens-Translucent-Kameras, bei denen feststehende, teildurchlässige Spiegel verbaut sind, während Canon das Dual-Pixel-Verfahren entwickelte, das jeden Sensorpixel auch zur schnellen Phasenmessung nutzt.

Spiegellose Systemkameras setzen ebenfalls auf diese Verfahren, verzichten aber ganz auf den Spiegel. Statt eines optischen Suchers nutzen sie meist elektronische Sucher, die das Bild direkt vom Sensor anzeigen. Der Aufbau einer Systemkamera ist in Abbildung 3.2 dargestellt. Systemkameras messen sowohl den Fokus als auch die Belichtung direkt auf dem Sensorchip. Dabei erfolgt die Fokusbemessung entweder über eine kontrastbasierte Auswertung des Bildes oder über die oben genannten Verfahren wie z. B. die Dual-Pixel-Technik.

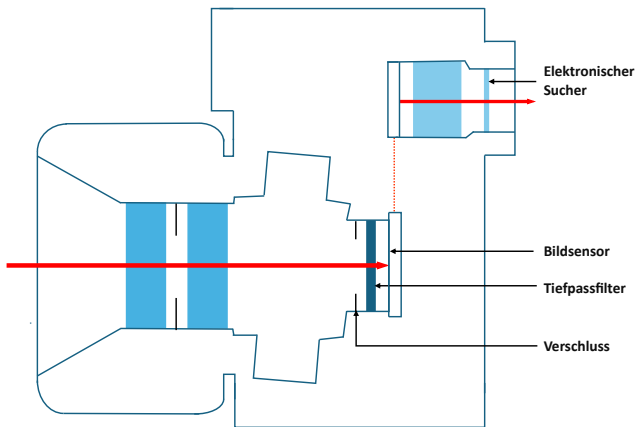


Abbildung 3.2: Aufbau einer Systemkamera

3.2.1 Bildsensor und Farbaufnahme

Im Zentrum jeder digitalen Kamera befindet sich der Bildsensor, der üblicherweise auf der CCD- oder CMOS-Technologie basiert. Die Sensoren bestehen aus einem Raster zahlreicher Photodioden, die das einfallende Licht in elektrische Signale

umwandeln. Daraus ergeben sich die Bildpixel auf der Kameraaufnahme. Vorausgesetzt, dass keine Sättigung der Photodioden eintritt, zeigt der erzeugte Photostrom über einen weiten Bereich ein lineares Verhältnis zur Beleuchtungsstärke. Ein solcher Sensor erfasst jedoch ausschließlich die Helligkeit des einfallenden Lichts und liefert keine spektralen Informationen. Hierfür sind Erweiterungen nötig.

Ein Beispiel ist die Drei-Chip-Kamera. Sie gilt als eine der aufwändigeren Technologien zur Farbbildaufnahme. Dabei wird das Licht mithilfe von Strahlteilern, zum Beispiel Prismen oder halbdurchlässigen Spiegeln, in drei Farbkanäle aufgespalten. Jeder Teilstrahl durchläuft einen Farbfilter (Rot, Grün oder Blau) und wird anschließend auf einen separaten Sensor gelenkt. Dieses Verfahren ermöglicht eine sehr hohe Farbqualität und vermeidet Interpolationsverluste sowie typische Artefakte. Im Gegensatz zu Bayer-Sensoren, bei denen der Grüncanal dominiert, ist die spektrale Empfindlichkeit gleichmäßiger verteilt. Nachteilig wirken sich jedoch die komplexe Bauweise und die hohen Kosten aus.

Das Bayer-Verfahren, entwickelt von Bryce E. Bayer, ist das weltweit am häufigsten eingesetzte Verfahren zur Farbbildaufnahme. Es ist kostengünstig und basiert auf einem Farbfiltermuster, bei dem über jeder Photodiode des Sensors ein Rot-, Grün- oder Blaufilter liegt. Da jedes Pixel nur eine der drei Grundfarben erfasst, müssen die fehlenden Farbwerte durch Interpolation aus den umliegenden Pixeln rekonstruiert werden. Diese Methode kann zu leichten Farbfehlern führen und weist eine gewisse Anfälligkeit für Moiré-Effekte auf. Das Bayer-Muster besteht zur Hälfte aus grünen, zu je einem Viertel aus roten und blauen Filtern. Diese Verteilung orientiert sich an der Hellempfindlichkeit des menschlichen Auges, das besonders sensibel auf Grün reagiert. Ein Beispiel für eine Anordnung ist in Abbildung 3.3 dargestellt (RG/GB-Muster).

3.2.2 Sichtfeld

Das Sichtfeld (engl. Field of View, FOV) bezeichnet den Raumwinkel, den ein optisches System überblicken kann. Es gibt an, aus welchem Bereich Lichtstrahlen

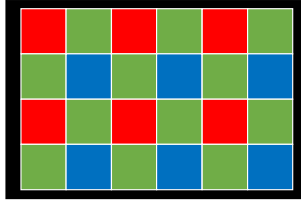


Abbildung 3.3: Beispielanordnung (RG/GB-Muster) eines Bayer-Filters

in das System gelangen. Eine wesentliche Rolle bei der Begrenzung des Sichtfelds spielt die Feldblende. Sie begrenzt die maximale Ausdehnung des abbildbaren Bildfeldes, ohne dabei in der Regel die Tiefenschärfe oder die Helligkeit innerhalb des verbleibenden Bildfeldes wesentlich zu beeinflussen.

In Kamerasystemen wird das Sichtfeld meist durch die Brennweite des Objektivs und die Größe des Bildsensors bestimmt. Die geometrische Beziehung zwischen Brennweite und Sensorgröße erlaubt eine Berechnung des Sichtfelds. Der Winkel γ_{FOV} ergibt sich zu

$$\gamma_{\text{FOV}} = 2 \cdot \arctan \left(\frac{s_b}{2f} \right), \quad (3.14)$$

wobei s_b die betrachtete Sensorabmessung und f die Brennweite ist. Je nach Wahl von s_b ergibt sich das horizontale, vertikale oder diagonale Sichtfeld. In Abbildung 3.4 ist das vertikale Sichtfeld einer Kamera dargestellt.

3.2.3 Kameraeinstellungen

Kameraeinstellungen umfassen eine Vielzahl technischer Parameter, die die Bildgestaltung und -qualität beeinflussen. Neben der reinen Wahl der Brennweite des Objektivs spielen weitere Einstellungen wie Blende, Belichtungszeit oder ISO-Empfindlichkeit eine zentrale Rolle für das Aufnahmeergebnis. Im Folgenden werden diese kurz vorgestellt.

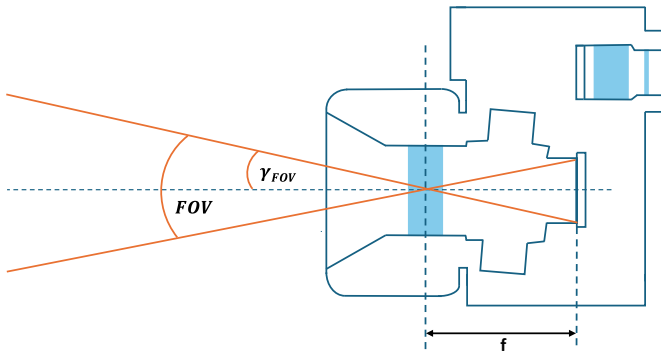


Abbildung 3.4: Vertikales Sichtfeld einer Kamera

Blende

Die Blende ist ein mechanisches Bauteil im Objektiv, das die Größe der Öffnung reguliert, durch die Licht auf den Bildsensor fällt. Durch das Vergrößern oder Verkleinern der Öffnung lässt sich die einfallende Lichtmenge verändern. Neben der Belichtung hat die Blende auch Einfluss auf die Tiefenschärfe, also den Bereich im Bild, der scharf erscheint. Eine kleine Blendenöffnung (hohe Blendenzahl) sorgt für eine größere Tiefenschärfe, während eine große Öffnung (niedrige Blendenzahl) den scharfen Bereich verkleinert. Die Blendenzahl B_Z ergibt sich dabei aus dem Verhältnis von Brennweite f zu dem Durchmesser der Blendenöffnung d_B :

$$B_Z = \frac{f}{d_B} . \quad (3.15)$$

Belichtungszeit

Die Belichtungszeit, auch Verschlusszeit genannt, beschreibt den Zeitraum, in dem Licht auf den Bildsensor (oder bei analogen Kameras auf den Film) fällt. Sie lässt sich mechanisch oder elektronisch steuern. Eine längere Belichtungszeit lässt mehr Licht ins Bild, erhöht jedoch das Risiko von Bewegungsunschärfe.

Daher sollte die Belichtungszeit so gewählt werden, dass das Bild weder über- noch unterbelichtet ist und gleichzeitig bewegte Motive scharf abgebildet werden.

ISO-Wert

Die ISO-Einstellung ist neben Blende und Verschlusszeit ein zentraler Faktor in der Fotografie. Sie gibt an, wie stark das Sensorsignal verstärkt bzw. wie hell die Kamera das Bild bei gegebener Belichtung verarbeitet. Ein hoher ISO-Wert erleichtert das Fotografieren bei wenig Licht, führt jedoch zu stärkerem Bildrauschen. Die Bezeichnung ISO geht auf die International Organization for Standardization zurück, die die entsprechenden Empfindlichkeitsangaben normiert.

3.3 Farbräume

Farbräume beschreiben die mathematische Repräsentation von Farben und ermöglichen deren eindeutige Definition, Verarbeitung und Reproduktion in digitalen Systemen. Sie bilden die Grundlage für viele Anwendungen der digitalen Bildverarbeitung, Grafik und Farbmimetrik, da sie Farbwerte in koordinatenbasierten Modellen strukturieren. Im Folgenden werden zwei gängige Farbräume näher betrachtet: RGB und HSV.

RGB-Farbraum

Der RGB-Farbraum basiert auf der additiven Farbmischung der Grundfarben Rot (R), Grün (G) und Blau (B) [30]. Bei dieser Form der Farbmischung werden die Farben R, G und B überlagert, wodurch je nach Intensität unterschiedliche Farben entstehen. Werden alle drei Grundfarben in gleicher Intensität kombiniert, ergibt sich die Farbe Weiß. Die additive Farbmischung findet unter anderem Anwendung in Fernsehern, Monitoren und Digitalkameras. Der RGB-Farbraum lässt sich als Würfel mit den Koordinatenachsen R, G und B darstellen (siehe Abbildung 3.5).

An den Ecken dieses Würfels befinden sich die Farben Rot, Grün, Blau, Cyan, Magenta, Gelb, Schwarz und Weiß, die sich aus verschiedenen Kombinationen der drei Grundfarben zusammensetzen. Entlang der Raumdiagonale des Würfels liegen dann die Graustufen.

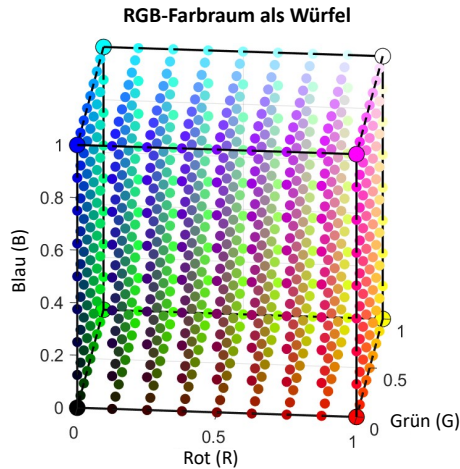


Abbildung 3.5: RGB-Farbraum dargestellt als Würfel

HSV-Farbraum

Der HSV-Farbraum beschreibt Farben anhand von drei Komponenten: dem Farbton (H für Hue), der Sättigung (S für Saturation) und dem Hellwert (V für Value) [31]. Er lässt sich anschaulich in Form eines Zylinders darstellen (siehe Abbildung 3.6). Der Farbton H wird auf der Grundfläche als Winkel zwischen 0° und 360° visualisiert: 0° und 360° stehen für Rot, 120° für Grün und 240° für Blau. Die Sättigung S beschreibt die Farbreinheit und verläuft vom Mittelpunkt des Farbkreises (entsättigt) bis zum Rand (voll gesättigt). Ist die Sättigung gleich null, erscheinen die Farben als Graustufen, also Weiß, Schwarz oder Grau. Der Hellwert V wird entlang der vertikalen Achse abgebildet und nimmt von unten

nach oben zu. Am unteren Ende liegt Schwarz mit einem Wert von 0, während am oberen Ende die maximale Helligkeit erreicht wird.

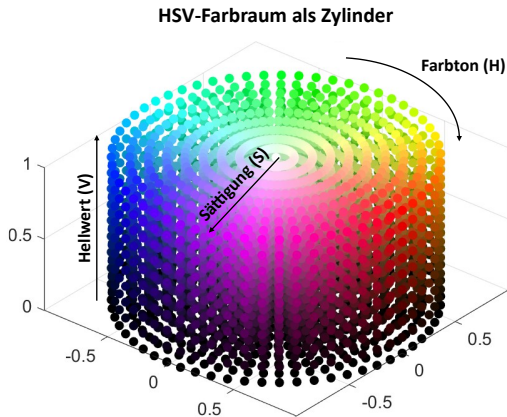


Abbildung 3.6: HSV-Farbraum dargestellt als Zylinder

3.4 Bildverarbeitung

Die Bildverarbeitung ist ein interdisziplinäres Fachgebiet, das sich mit der Analyse, Interpretation und Bearbeitung von digitalen Bildern beschäftigt. Ziel ist es, aus Bilddaten nützliche Informationen zu extrahieren oder Bilder gezielt zu verändern. Hier soll eine kurze Einführung über die wichtigsten Grundlagen für die vorliegende Arbeit gegeben werden.

In der Bildverarbeitung werden digitale Bilder typischerweise als zweidimensionale Matrizen dargestellt, in denen jede Matrixzelle einem Pixel entspricht. Der Wert jedes Elements beschreibt dabei die Intensität (bei Graustufenbildern) oder Farbkanäle (z. B. RGB) bei Farbbildern. Dadurch lassen sich mathematische Operationen wie Faltung, Skalierung oder Transformation direkt als Matrixoperationen durchführen.

3.4.1 Faltung

Die Faltung ist eine fundamentale Operation in der Bildverarbeitung sowie in der Signalverarbeitung und beschreibt eine Methode zur Kombination zweier Funktionen. In ihrem kontinuierlichen Ursprung wird sie als Integral formuliert und dient beispielsweise der Glättung von Messwerten. Ist $x(t)$ ein Eingangssignal und $w(t)$ eine Gewichtsfunktion (z. B. ein Filter), so ergibt sich die gefaltete Ausgabe zu:

$$y(t) = (x * w)(t) = \int x(a)w(t - a) da . \quad (3.16)$$

In der digitalen Bildverarbeitung wird die Faltung jedoch meist in diskreter Form verwendet. Sie dient beispielsweise dazu, Kanten zu erkennen, das Bild zu schärfen oder bestimmte Muster hervorzuheben. Dabei betrachtet man zweidimensionale Pixelraster, und die Faltung lässt sich als gewichtete Summe über lokale Bildausschnitte interpretieren. Für diskrete Signale lautet die Faltungsformel:

$$y(t) = (x * w)(t) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} x(a)w(t - a) . \quad (3.17)$$

In Convolutional Neural Networks (siehe Kapitel 3.5.1) ist die Faltung ein zentrales Werkzeug. Das Eingabebild wird dabei als Matrix I modelliert, die mit einem kleinen Filter (Kernel) K gefaltet wird. Die zweidimensionale Faltung ergibt sich zu:

$$Y(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n I(m, n)K(i - m, j - n) , \quad (3.18)$$

wobei die Ausgabe $Y(i, j)$ oft als Merkmalskarte (engl. feature map) bezeichnet wird. In vielen Machine-Learning-Bibliotheken wird statt der klassischen Faltung die Kreuzkorrelation verwendet:

$$Y(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n)K(m, n) , \quad (3.19)$$

die sich lediglich durch die fehlende Drehung des Kernels unterscheidet. Da neuronale Netzwerke die Gewichte des Kernels durch Training anpassen, ist die explizite Kernel-Drehung oft vernachlässigbar [32]. Abbildung 3.7 zeigt ein Beispiel der Faltung ohne Kernel-Drehung.

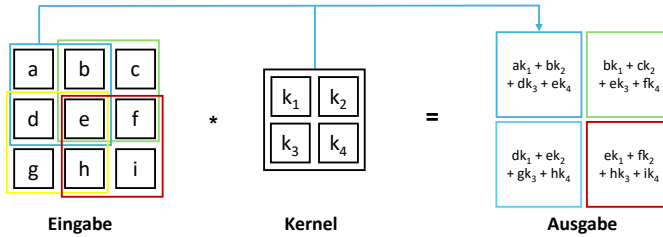


Abbildung 3.7: Beispiel einer Faltung ohne Kernel-Drehung mit einem 2×2-Kernel auf einer 3×3-Eingabematrix

3.4.2 Filter und Kernel

In diesem Abschnitt werden ausgewählte Beispiele für einfache Filterkernel vorgestellt. Einer der am häufigsten verwendeten Filter ist der Gaußsche Glättungsfilter, der durch seine tiefpassartige Wirkung Bildrauschen reduziert und das Bild glättet.

Ein häufig verwendeter diskreter Gauß-Kernel ist der folgende 5×5-Kernel:

$$\frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.20)$$

Eine kompaktere Variante ist der 3×3 -Kernel:

$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.21)$$

Ein Beispiel für die Wirkung des Gauß-Filters auf ein Bild ist in Abbildung 3.8 dargestellt.

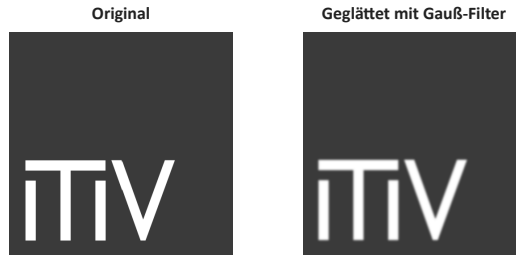


Abbildung 3.8: ITIV-Logo vor und nach Anwendung eines Gauß-Filters. Die Filterung reduziert hochfrequente Bildanteile und führt zu einer geglätteten Darstellung.

Ein einfaches Verfahren zur Kantendetektion ist der Sobel-Operator, der auf der ersten Ableitung des Bildes basiert. Die Filterung in x-Richtung erfolgt durch

$$G_x = I * \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

und in y-Richtung entsprechend durch

$$G_y = I * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}. \quad (3.23)$$

Die Idee hinter der Verwendung eines Gewichtswerts von zwei besteht darin, eine gewisse Glättung zu erzielen, indem dem Mittelpunkt mehr Bedeutung beigemessen wird.

Die Kantenstärke ergibt sich aus dem Betrag des Gradientenvektors:

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} . \quad (3.24)$$

Die Richtung der Kante wird durch den Winkel des Gradientenvektors bestimmt:

$$\beta = \text{atan2}(G_x, G_y) . \quad (3.25)$$

Die Auswirkung des Sobel-Filters auf ein Bild ist in Abbildung 3.9 veranschaulicht.

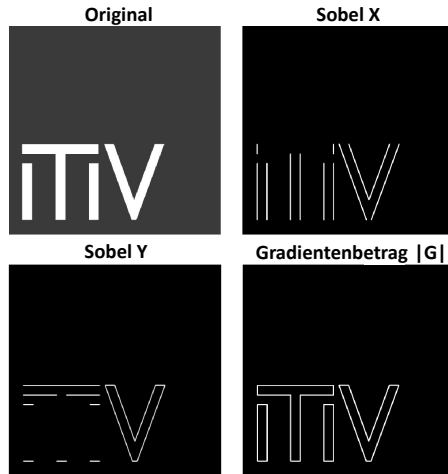


Abbildung 3.9: ITIV-Logo vor und nach Anwendung des Sobel-Filters. Sobel X betont vertikale Kanten, während Sobel Y vor allem horizontale Kanten hervorhebt. Der Gradientenbetrag liefert eine Gesamtkarte der Kantenstärke.

Der Gradient wird häufig in der industriellen Inspektion eingesetzt, entweder um Menschen bei der Erkennung von Defekten zu unterstützen oder, was noch

häufiger vorkommt, als Vorverarbeitungsschritt in der automatisierten Qualitätskontrolle [33].

3.4.3 Canny-Kantendetektor

Die Canny-Kantendetektion zählt zu den etablierten Verfahren der Bildverarbeitung und wird zur Erkennung sowie Hervorhebung von Kanten in digitalen Bildern eingesetzt. Agrawal und Desai beschreiben den Canny-Ansatz im Vergleich zum Sobel-Algorithmus als vorteilhaft hinsichtlich Speicherbedarf, Latenz und Durchsatz, ohne dabei eine wesentliche Verschlechterung der Kantendetektionsleistung festzustellen [34]. Der Algorithmus folgt einem mehrstufigen Verfahren: Zunächst wird das Bild geglättet, um Rauschen zu reduzieren. Anschließend werden potenzielle Kanten anhand des Gradientenverlaufs ermittelt. Ein doppeltes Schwellwertverfahren unterscheidet zwischen stark und schwach ausgeprägten Kantenpixeln, wobei nur zusammenhängende Kanten berücksichtigt werden. Trotz dieser Vorteile hängt das Ergebnis von der Wahl der Parameter ab, insbesondere von der Glättung und den verwendeten Schwellwerten. Bei ungünstig gewählten Parametern oder starkem Bildrauschen können Fehlkanten entstehen oder schwache Kanten nicht erkannt werden.

Der Canny-Algorithmus lässt sich in vier zentrale Schritte unterteilen [35]:

1. **Glättung mittels Gauß-Filter:** Um Bildrauschen und unerwünschte Details zu unterdrücken, wird das Eingabebild I mit einer zweidimensionalen Gauß-Funktion gefaltet.
2. **Berechnung von Gradientenstärke und -richtung:** Zur Ermittlung der Kanteninformation wird der Sobel-Operator verwendet, um die ersten partiellen Ableitungen in horizontaler und vertikaler Richtung zu berechnen. Daraus ergeben sich die Gradientenamplitude sowie die Gradientenrichtung für jeden Bildpunkt (x, y) .
3. **Nicht-maximale Unterdrückung:** In diesem Schritt werden nur jene Bildpunkte beibehalten, deren Gradientenstärke $G(x, y)$ lokal maximal ist.

Hierzu wird die aktuelle Gradientenstärke eines Pixels mit den benachbarten Pixeln entlang der Gradientenrichtung verglichen. Ist sie größer als die der Vergleichspixel, wird das Pixel als Kantenpunkt beibehalten, andernfalls unterdrückt.

4. **Kantenerkennung und -verknüpfung mittels doppelter Schwellenwerte:** Zur endgültigen Entscheidung über Kantenpunkte werden zwei Schwellenwerte definiert: ein hoher Schwellwert T_{high} und ein niedriger Schwellwert T_{low} . Pixel mit $G(x, y) > T_{\text{high}}$ gelten als stark ausgeprägte Kanten und werden übernommen. Liegt $G(x, y) < T_{\text{low}}$, wird das Pixel verworfen. Befindet sich die Gradientenstärke zwischen beiden Werten, wird das Pixel als schwache Kante betrachtet und nur dann beibehalten, wenn es mit einer stark ausgeprägten Kante verbunden ist. Dieser Vorgang wird als Hysterese bezeichnet.

3.5 Künstliche Intelligenz

Künstliche Intelligenz (KI) beschreibt den Versuch, Maschinen mit Fähigkeiten auszustatten, die typischerweise menschliche Intelligenz erfordern. Dazu zählen unter anderem Lernen, Problemlösen und Entscheidungsfindung. KI-Systeme zielen darauf ab, komplexe Aufgaben automatisiert zu bewältigen, meist auf Basis großer Datenmengen und statistischer Methoden [36].

Ein besonders bedeutendes Anwendungsfeld der Künstlichen Intelligenz ist die digitale Bildverarbeitung. Hierbei geht es darum, visuelle Informationen aus Bildern oder Videodaten automatisiert zu analysieren und zu interpretieren. Mithilfe von KI-gestützten Verfahren wie künstlichen neuronalen Netzen lassen sich beispielsweise Muster, Objekte oder Merkmale erkennen, klassifizieren und bewerten. Auf diese Weise können visuelle Daten nicht nur erfasst, sondern auch inhaltlich ausgewertet und für weitere Verarbeitungsschritte nutzbar gemacht werden.

3.5.1 Neuronale Netze

Neuronale Netze sind ein Teilgebiet der künstlichen Intelligenz (KI), dessen Grundprinzipien von der Funktionsweise des menschlichen Gehirns inspiriert sind [37]. Sie bestehen aus vielen künstlichen Neuronen, die in Schichten (Layers) organisiert sind. Jede dieser Schichten verarbeitet Informationen und leitet sie an die nächste weiter. Das Ziel solcher Netze ist es, aus sogenannten Trainingsdaten zu lernen und das Gelernte anschließend zur eigenständigen Lösung von Aufgaben zu nutzen. Der Aufbau eines neuronalen Netzes ist in Abbildung 3.10 zu sehen.

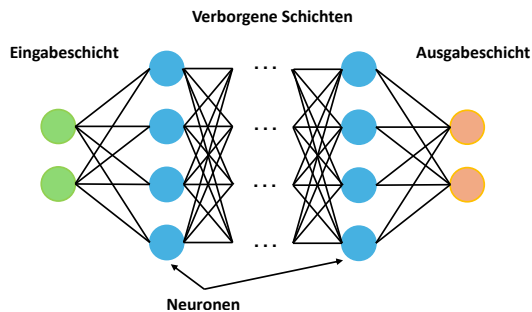


Abbildung 3.10: Aufbau eines einfachen neuronalen Netzwerks

Ein besonders leistungsfähiger Typ neuronaler Netze sind die faltungsneuronalen Netze, auch bekannt als Convolutional Neural Networks (CNNs). Sie finden insbesondere in der Verarbeitung von Bilddaten Anwendung [32]. Convolutional Neural Networks nutzen sogenannte Convolutional Layers, um Merkmale wie Kanten, Muster oder Formen in Bildern zu erkennen. Diese Schichten wenden Filter auf das Bild an und erzeugen daraus sogenannte Feature Maps, eine abstrahierte Darstellung wichtiger Informationen im Bild.

Ein Vorteil von CNNs ist ihre Fähigkeit, Merkmale hierarchisch zu erfassen. Während frühe Schichten einfache Strukturen wie Linien oder Kanten erkennen, können spätere Schichten zur Erkennung komplexerer Objekte wie Gesichter oder Fahrzeuge beitragen. Dieses mehrstufige Lernen trägt wesentlich dazu bei, dass CNNs in der Bildklassifikation, Objekterkennung und Gesichtserkennung

besonders erfolgreich eingesetzt werden. Ihre Architektur ist dabei inspiriert vom visuellen Cortex im Gehirn, der ebenfalls visuelle Reize in mehreren Stufen verarbeitet [32]. Diese Analogie geht unter anderem auf die klassischen neurophysiologischen Arbeiten von Hubel und Wiesel zurück, die das visuelle System der Katze experimentell untersuchten [38].

3.5.2 YOLO

Die in diesem Abschnitt dargestellte Beschreibung des YOLO-Ansatzes zur Objekterkennung folgt im Wesentlichen der ursprünglichen Veröffentlichung [39]. You Only Look Once (YOLO) ist ein Ansatz zur Objekterkennung, der das Problem als Regressionsaufgabe formuliert. Anstatt wie herkömmliche Verfahren komplexe, mehrstufige Pipelines mit spezialisierten Klassifikatoren einzusetzen, nutzt YOLO ein einziges neuronales Netzwerk, das in einem Vorwärtsdurchlauf sowohl die Positionen von Objekten im Bild als auch deren Klassenwahrscheinlichkeiten vorhersagt. Dieser End-to-End-Ansatz ermöglicht eine besonders schnelle Verarbeitung und eignet sich für Echtzeitanwendungen.

YOLO betrachtet bei der Vorhersage das gesamte Bild. Dadurch entsteht eine globale Kontextbewertung, die die Wahrscheinlichkeit von Fehlalarmen auf Hintergrundobjekten reduziert. Zur Erkennung nutzt YOLO eine rasterbasierte Auswertung (z. B. in Form eines Gitters bzw. einer rasterförmigen Merkmalsdarstellung) und erzeugt über das Gesamtbild verteilt Vorhersagen. Für jedes dieser potenziellen Objekte gibt das Netzwerk sogenannte Bounding Boxes aus. Diese sind rechteckige Begrenzungsrahmen, die ein erkanntes Objekt räumlich umfassen. Jede Bounding Box enthält zusätzlich Informationen über die Position (z. B. Mittelpunkt, Breite, Höhe) sowie einen Score, der die Sicherheit der Erkennung beschreibt, und Scores für die möglichen Objektklassen. Dieser Sicherheits-Score wird häufig als Konfidenzwert (Confidence Score) bezeichnet und beschreibt, wie wahrscheinlich es ist, dass die Bounding Box tatsächlich ein Objekt enthält. Je nach YOLO-Variante werden diese Werte getrennt oder gemeinsam vorhergesagt. In beiden Fällen ergibt sich die endgültige Bewertung aus dem Zusammenspiel von

Erkennungssicherheit und Klassenvorhersage. Eine beispielhafte Gittereinteilung nach dem ursprünglichen YOLO-Ansatz ist in Abbildung 3.11 zu sehen.

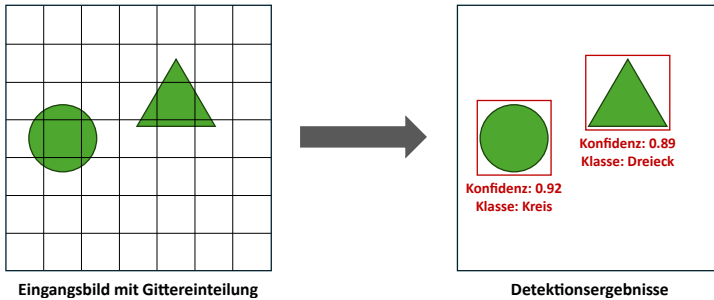


Abbildung 3.11: Vereinfachte schematische Darstellung der Gittereinteilung und Objektdetektion beim ursprünglichen YOLO-Ansatz

Da YOLO in der Praxis manchmal mehrere überlappende Bounding Boxes für dasselbe Objekt vorhersagt, wird zur Nachverarbeitung häufig Non-Maximum Suppression (NMS) eingesetzt. Dabei wird pro Objekt (bzw. pro Klasse) die Bounding Box mit dem höchsten Konfidenzwert beibehalten, während überlappende Boxen mit niedrigerem Score verworfen werden. Als Kriterium für starke Überlappungen wird typischerweise die Intersection over Union (IoU) verwendet. Die IoU beschreibt das Verhältnis aus der Überlappungsfläche zweier Boxen zur Fläche ihrer Vereinigung, wobei hohe IoU-Werte auf eine sehr ähnliche Lage der Boxen hinweisen.

Zwar zeigt YOLO im Vergleich zu anderen hochentwickelten Detektionssystemen gelegentlich Schwächen bei der exakten Lokalisierung von Objekten, dafür ist es robuster gegenüber falschen Erkennungen in Hintergrundbereichen. Hinzu kommt, dass YOLO in der Lage ist, allgemeine Objektrepräsentationen zu erlernen. Diese Eigenschaft verbessert seine Fähigkeit, auch in neuen Anwendungsdomänen zuverlässige Ergebnisse zu liefern.

Insgesamt stellt YOLO einen leistungsfähigen und effizienten Ansatz zur Objekterkennung dar, der vor allem durch seine hohe Verarbeitungsgeschwindigkeit und einfache Architektur gekennzeichnet ist. Besonders geeignet ist die Methode für

Szenarien mit Echtzeitanforderungen, etwa in autonomen Fahrzeugsystemen oder robotergestützten Anwendungen.

3.5.3 Evaluationsmetriken

Die Leistungsfähigkeit eines Machine-Learning-Modells wird üblicherweise anhand mehrerer quantitativer Evaluationsmetriken beurteilt. In diesem Abschnitt werden einige dieser Metriken kurz vorgestellt.

Im Folgenden wird der Fall einer (binären) Klassifikationsaufgabe betrachtet. Dazu werden zunächst kurz die Begriffe True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN) und False Negative (FN) eingeführt:

- True Positive (TP): Der Klassifikator sagt die positive Klasse vorher, und diese liegt tatsächlich vor.
- False Positive (FP): Der Klassifikator sagt die positive Klasse vorher, obwohl sie in Wirklichkeit nicht vorliegt (fälschlicher Alarm).
- True Negative (TN): Der Klassifikator sagt die negative Klasse vorher, und diese liegt tatsächlich vor.
- False Negative (FN): Der Klassifikator sagt die negative Klasse vorher, obwohl die positive Klasse tatsächlich vorliegt (übersehener Fall).

Diese Begriffe ergeben zusammen die sogenannte Konfusionsmatrix (vgl. Abbildung 3.12) und bilden die Grundlage für die Evaluationsmetriken.

In Klassifikationsaufgaben gehören insbesondere Accuracy (Genauigkeit), Precision (positiver Vorhersagewert), Recall (Sensitivität) und der F1-Score als harmonisches Mittel von Precision und Recall zu den etablierten Leistungsmaßen [40]. Im Folgenden werden die Begriffe kurz vorgestellt [41]:

		Konfusionsmatrix	
		Tatsächlich	
		positiv	negativ
Vorhergesagt	positiv	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	negativ	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Abbildung 3.12: Konfusionsmatrix mit Einträgen für True Positives (TP), True Negatives (TN), False Positives (FP) und False Negatives (FN). Werte in den grünen Feldern repräsentieren korrekte Klassifikationen, während Werte in den roten Feldern Fehlklassifikationen darstellen.

Accuracy: Die Accuracy gibt den Anteil korrekt klassifizierter Instanzen an allen Vorhersagen an und ist definiert als

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} . \quad (3.26)$$

Sie entspricht damit dem Prozentsatz richtiger Vorhersagen.

Precision: Die Precision gibt den Anteil der tatsächlich positiven Fälle unter allen als positiv klassifizierten Fällen an und berechnet sich zu

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} . \quad (3.27)$$

Sie ist besonders wichtig, wenn falsche positive Vorhersagen vermieden werden sollen.

Recall: Der Recall gibt den Anteil der korrekt erkannten positiven Fälle an allen tatsächlich positiven Fällen an und berechnet sich zu

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} . \quad (3.28)$$

F1-Score: Eine weitere Kennzahl ist der F1-Score, der das harmonische Mittel von Precision und Recall darstellt. Er wird daher definiert als

$$F_1 = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}. \quad (3.29)$$

Oft werden Precision und Recall über verschiedene Konfidenzschwellen betrachtet: Sortiert man die Detektionen nach Konfidenzwert und variiert den Schwellenwert, entsteht eine Precision-Recall-Kurve (PR-Kurve). Die Average Precision (AP) fasst diese Kurve als Fläche unter der PR-Kurve (bzw. deren interpolierte Approximation) zu einem einzelnen Wert zusammen. Üblich ist die Angabe von AP bei festem IoU-Kriterium, z. B. AP_{50} , wobei eine Detektion als korrekt gilt, wenn die IoU mindestens 0,5 beträgt [42]. Im COCO-Protokoll (Common Objects in Context), ursprünglich veröffentlicht in [43], wird zusätzlich über $AP_{50:95}$ berichtet, d. h. die mittlere AP über mehrere IoU-Schwellen von 0,50 bis 0,95, was die Lokalisierung strenger bewertet. Bei mehreren Klassen wird häufig die mean Average Precision (mAP) angegeben, also der Mittelwert der AP über alle Klassen. AP ist ein weit verbreitetes Maß zur Bewertung von Detektoren [44], da diese pro Bild viele Vorhersagen mit Konfidenzwerten liefern und AP die Leistung über verschiedene Konfidenzschwellen hinweg, und damit den Precision-Recall-Trade-off, zusammenfasst. AP_{50} bewertet dabei die Detektionsleistung bei einer vergleichsweise toleranten Lokalisierungsanforderung, während $AP_{50:95}$ durch die Mittelung über zunehmend strengere IoU-Schwellen stärker die Präzision der Lokalisierung (genau sitzende Bounding Boxes) widerspiegelt.

3.6 Particle Image Velocimetry und Particle Streak Velocimetry

Die Particle Image Velocimetry (PIV) ist eine leistungsfähige optische Messtechnik zur Bestimmung von Geschwindigkeitsfeldern in Fluiden [45]. Sie hat sich insbesondere in der experimentellen Strömungsmechanik etabliert und wird breit

in verschiedenen Bereichen der Wissenschaft und Technik eingesetzt. Das Grundprinzip dieser Methode besteht darin, das Fluid mit zugesetzten Tracerpartikeln zu versetzen, die der Strömung folgen, und deren Bewegung durch Bildaufnahmen zu analysieren. Dabei ermöglicht PIV die Bestimmung lokaler Geschwindigkeitsvektoren mit hoher räumlicher und zeitlicher Auflösung.

Historisch gehen die ersten PIV-artigen Messungen auf laser-specklebasierte Arbeiten von Barker und Fourney, Dudderar und Simpkins sowie Grousson und Mallick aus dem Jahr 1977 zurück, in denen mit doppelt belichteten Laseraufnahmen Geschwindigkeitsprofile in Rohrströmungen bestimmt wurden [46–49]. Als eigenständige Methode unter der Bezeichnung Particle Image Velocimetry (PIV) wurde das Verfahren anschließend Mitte der 1980er-Jahre durch die Arbeiten von Adrian sowie Pickering und Halliwell etabliert, wobei der Begriff PIV zur Abgrenzung von der Laser Speckle Velocimetry eingeführt wurde [49–51].

Die Messung bei PIV-Systemen erfolgt durch eine Kombination aus aktiv eingebrachten Tracerpartikeln, einer gepulsten Laserbeleuchtung, einer hochauflösenden Kamera und einer zugehörigen Bildverarbeitung. Für die Tracerpartikel werden üblicherweise dabei kleine, lichtstreuende Partikel verwendet, beispielsweise beschichtete Hohlglaskugeln für Messungen in Flüssigkeiten oder Seifenblasen für Messungen in Gasen [26]. Die Beleuchtung erfolgt durch einen starken gepulsten Laser, der aufgeweitet wird und die Partikel sichtbar macht. Eine Doppelbild- oder Hochgeschwindigkeitskamera nimmt dann Bilder in kurzen Zeitintervallen auf.

Die Berechnung der Geschwindigkeitsvektoren erfolgt durch digitale Bildverarbeitung der aufgenommenen Partikelbilder. Beim weit verbreiteten Zweibildverfahren werden zwei zeitlich aufeinanderfolgende Bilder aufgenommen. Die Partikelverschiebung zwischen diesen beiden Bildern wird durch Kreuzkorrelation korrespondierender Auswertungsbereiche bestimmt [52]. Ein schematischer Aufbau ist in Abbildung 3.13 dargestellt. Aus der ermittelten Verschiebung und der bekannten Zeitdifferenz zwischen den Aufnahmen lassen sich lokale Geschwindigkeitsvektoren berechnen.

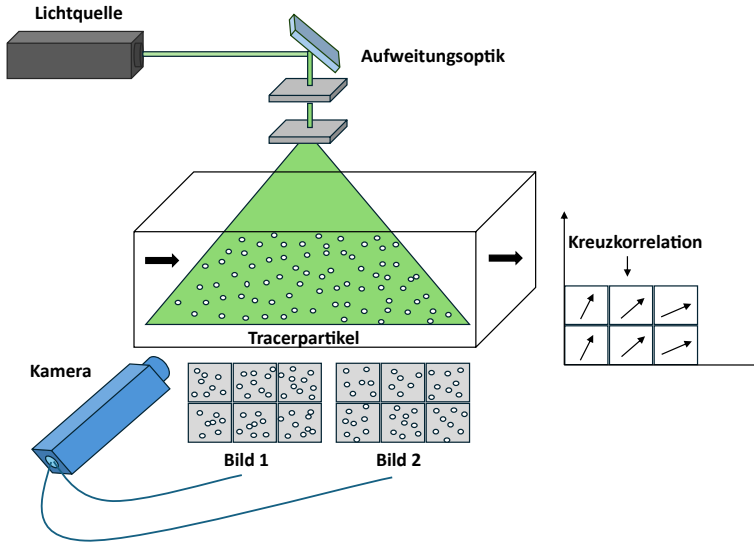


Abbildung 3.13: Aufbau eines PIV-Systems zur Analyse der Partikelbewegungen mithilfe des Zweibildverfahrens

Die Particle Tracking Velocimetry (PTV) ist eine alternative optische Messtechnik zur Erfassung von Strömungsgeschwindigkeiten, die auf der direkten Verfolgung einzelner Partikel basiert. Im Gegensatz zur PIV, bei der Geschwindigkeitsfelder durch eine statistische Korrelation der Intensitätsmuster mehrerer Partikel bestimmt werden, analysiert PTV die individuellen Trajektorien von Tracerpartikeln [53]. Dies geschieht in der Regel durch die Auswertung einer Sequenz von Einzelbildern. Dabei können durch hochauflösende Kameras und geeignete Algorithmen die Positionen der Partikel in jedem Bild bestimmt werden, wodurch sich Geschwindigkeitsvektoren ableiten lassen. Die Methode ist insbesondere für dünn besetzte Strömungsfelder geeignet, in denen die Partikelkonzentration niedrig ist und eine eindeutige Zuordnung der Partikelbewegung gewährleistet werden kann.

Die Particle Streak Velocimetry (PSV) basiert hingegen auf der Bestimmung der Geschwindigkeit innerhalb eines einzelnen Bildes, indem die Bewegung der Partikel während der Belichtungszeit analysiert wird. Die Bezeichnung leitet sich daraus ab, dass bewegte Partikel während der Belichtung als kleine Streifen

beziehungsweise Spuren, sogenannte Streaks, abgebildet werden (siehe Abbildung 3.14). Diese Methode kann insbesondere bei sehr schnellen Strömungen oder in Situationen eingesetzt werden, in denen keine zweite Aufnahme zur Verfügung steht [54]. Die Wahl der Belichtungszeit ist dabei entscheidend, da sie die Länge der Partikelspuren und damit die Auswertbarkeit der Aufnahme bestimmt. Zu kurze Belichtungszeiten erzeugen nur sehr kurze Spuren, während zu lange Belichtungszeiten zu Überlagerungen oder gekrümmten Spuren führen können.

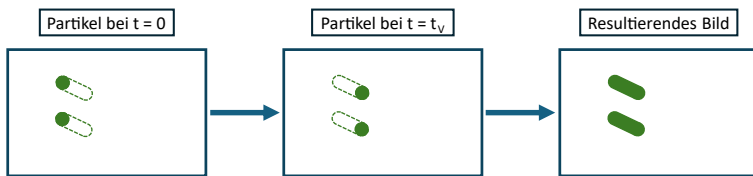


Abbildung 3.14: Schematische Darstellung der Entstehung eines Partikelstreifens während der Belichtungszeit t_V bei der PSV

Ein zentrales Problem der PSV ist die eindeutige Bestimmung der Bewegungsrichtung. Aus der Länge einer Partikelspur und der bekannten Belichtungszeit lässt sich zwar der Betrag der Geschwindigkeit bestimmen, bei einer einfachen Einzelbildaufnahme ist jedoch zunächst unklar, welches Ende der Spur den Anfangs- bzw. Endpunkt der Bewegung darstellt. Damit ist insbesondere bei der Bestimmung einer Strömungs- oder Windrichtung eine zusätzliche Richtungsinformation erforderlich. Zur Auflösung dieser Richtungsmehrdeutigkeit werden unter anderem Time-Coding, Color-Coding, Brightness-Coding sowie Doppelbildverfahren eingesetzt [55].

Beim Time-Coding wird die Beleuchtung während der Belichtungszeit zeitlich moduliert. Dadurch entstehen entlang der Partikelspur zeitlich zuordenbare Markierungen, aus denen die Bewegungsrichtung rekonstruiert werden kann. Beim Color-Coding wird die zeitliche Information über unterschiedliche Beleuchtungsfarben kodiert, sodass die Farbreihenfolge entlang der Spur Rückschlüsse auf die Bewegungsrichtung erlaubt. Beim Brightness-Coding wird stattdessen ein zeitlicher Helligkeitsverlauf genutzt, beispielsweise durch eine während der Aufnahme veränderte Beleuchtungsintensität. Dadurch entsteht entlang der Partikelspur ein

Intensitätsgradient, der Anfang und Ende der Bewegung unterscheidbar macht. Doppelbildverfahren verwenden zusätzliche Bildaufnahmen oder zeitlich getrennte Aufnahmen, um die zeitliche Reihenfolge der Partikelpositionen zu bestimmen und damit die Richtungsmehrdeutigkeit aufzulösen.

4 Aufbau und Messmethodik

In dieser Arbeit wird ein Ansatz für einen Windsensor untersucht, der den Wind aus einer gewissen Distanz zum Installationsort erfassen kann. Das zugrunde liegende Messprinzip basiert auf einem partikelbasierten optischen Strömungsmessverfahren. In diesem Kapitel werden das Konzept, der Aufbau des Messsystems sowie die softwareseitige Umsetzung vorgestellt.

4.1 Problemstellung und Konzept

Konventionelle Anemometer erfassen den Wind lokal am Montageort des Sensors. Jedoch können mechanische Strukturen am Installationsort des Sensors dazu führen, dass Turbulenzen und Verwirbelungen entstehen, die das eigentliche Windfeld überlagern und damit verfälschen [56, 57]. Ein schematisches Beispiel ist in Abbildung 4.1 dargestellt: Ein von links nach rechts wehender Wind wird durch die Geometrie eines Objekts so beeinflusst, dass lokal veränderte Windverhältnisse auftreten. Würde an dieser Position ein konventioneller Windsensor installiert, wäre davon auszugehen, dass er vor allem diesen lokal gestörten Wind erfasst und damit nur bedingt repräsentative Messwerte liefert.

Für einige Monitoring-Systeme kann eine solche Verzerrung der Messdaten die Aussagekraft der erfassten Winddaten einschränken. Bei der indirekten, witterungsabhängigen Strombelastbarkeitsprognose ist es beispielsweise wünschenswert, den Wind direkt an den Freileitungen zu erfassen, um möglichst realistische Randbedingungen für die zugrunde liegenden Modelle zu erhalten, auch wenn der Windsensor selbst am Strommast installiert ist. Vor diesem Hintergrund liegt

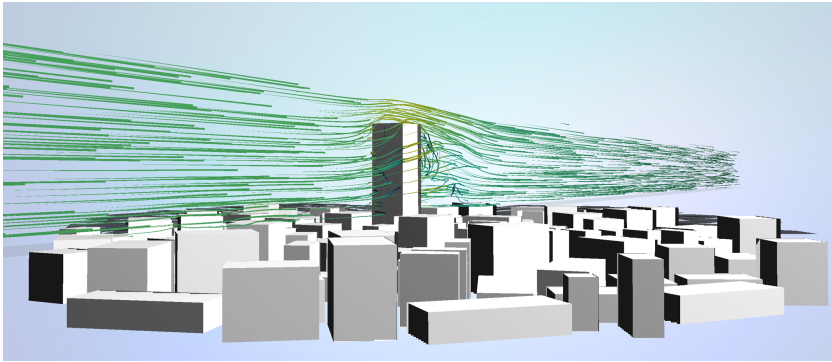


Abbildung 4.1: Schematische Darstellung lokal veränderter Windverhältnisse

es nahe, Messverfahren in Betracht zu ziehen, die den Wind nicht nur direkt am Sensorstandort, sondern auch in einer gewissen Entfernung erfassen können.

In Kapitel 2 wurden bereits Lösungen vorgestellt, mit denen der Wind aus der Entfernung gemessen werden kann. Diese sind jedoch sehr kostenintensiv und liegen im mittleren fünfstelligen US-Dollarbereich. In der vorliegenden Arbeit wird daher ein Ansatz erprobt, der eine kostengünstigere Alternative darstellen könnte. Dabei wird die Konzeption eines optischen Windsensors untersucht, der den Wind in einer Entfernung von bis zu einigen Metern mithilfe eines partikelbasierten optischen Messprinzips erfassen soll. Die bekannteste Vertreterin dieser Verfahren ist die Particle Image Velocimetry (PIV). Bei der klassischen PIV wird die Partikelbewegung anhand zweier zeitlich versetzter Aufnahmen durch Kreuzkorrelation bestimmt und daraus auf Strömungsgeschwindigkeit und Strömungsrichtung geschlossen. Ein klassisches PIV-System verursacht in seiner Standardausführung jedoch Investitionskosten von mindestens mehreren zehntausend US-Dollar [58]. Die wesentlichen Kostenfaktoren sind dabei der leistungsstarke gepulste Laser sowie die Hochgeschwindigkeitskamera [59]. Allein der Kauf einer Hochgeschwindigkeitskamera kann leicht zwischen 10.000 und 50.000 US-Dollar kosten [60]. Als Laser kommen unter anderem teure, blitzlampengepumpte Doppelpuls-Nd:YAG-Laser zum Einsatz. Die Kosten für ein kommerzielles 200-mJ-System mit 15 Hz Pulswiederholrate liegen im Bereich

von etwa 40.000 US-Dollar, Systeme geringerer Leistung mit 1.000 Hz überschreiten leicht 100.000 US-Dollar (unter der Annahme eines Wechselkurses von 1 Euro zu etwa 1 US-Dollar) [61].

Hier setzt der in dieser Arbeit verfolgte Ansatz zur Reduzierung der Systemkosten an, wobei Gesamtkosten im mittleren vierstelligen US-Dollarbereich angestrebt werden. Das System soll auf dem weniger verbreiteten Prinzip der Particle Streak Velocimetry (PSV) basieren. Im Unterschied zur PIV werden dabei nicht einzelne Partikelverschiebungen zwischen zwei kurz nacheinander aufgenommenen Bildern ausgewertet, sondern die während einer Belichtungszeit entstehenden Partikelspuren. Durch die Auswertung von Einzelbildern anstelle von Bildpaaren kann im vorliegenden Fall eine herkömmliche Systemkamera anstelle einer spezialisierten Hochgeschwindigkeitskamera eingesetzt werden, wodurch die Komplexität und die Kosten des Gesamtsystems reduziert werden. Eine hochauflösende Vollformat-Systemkamera mit Objektiv stellt dabei einen wesentlichen Kostenanteil des Systems dar und liegt typischerweise im unteren bis mittleren vierstelligen US-Dollarbereich. Zudem wird ein modulierbarer CW-Laser (continuous wave, d. h. Dauerstrichbetrieb) eingesetzt, dessen Strahlung zeitlich moduliert werden kann, sodass die Beleuchtung nicht über kurzzeitige Hochleistungspulse, sondern über eine modulierte Dauerstrahlung realisiert wird. Auf diese Weise lassen sich die im Messvolumen auftretenden Spitzenleistungen im Vergleich zu klassischen gepulsten PIV-Lasern deutlich reduzieren, was den erforderlichen Aufwand für Schutzmaßnahmen verringern kann und insgesamt auch zu einem kostengünstigeren Aufbau beiträgt.

Zusätzlich soll im Unterschied zu klassischen partikelbasierten optischen Messverfahren, bei denen gezielt Tracerpartikel in das Messvolumen eingebracht werden, bewusst auf die aktive Partikelzugabe verzichtet und ausschließlich mit den ohnehin in der Luft vorhandenen Partikeln gearbeitet werden. Der Verzicht auf aktiv hinzugefügte Tracerpartikel vereinfacht die Installation und Wartung des Systems, da kein Partikelgenerator in unmittelbarer Nähe des Messgebiets positioniert werden muss. Dadurch wird auch eine Messung aus der Entfernung begünstigt. Dieser Verzicht stellt jedoch eine wesentliche Herausforderung dar, da

die natürlich vorhandenen Partikel hinsichtlich Größe, Konzentration und Streuverhalten deutlich weniger kontrollierbar sind als aktiv zugesetzte Tracerpartikel.

Es ist daher zu erwarten, dass durch diese Reduktion der Hardwarekomponenten, den Verzicht auf aktiv eingebrachte Partikel, die Erhöhung der Messdistanz sowie die Auswertung vor unterschiedlichen Hintergründen besondere Anforderungen an die Bildauswertung, die Parameteranpassung und die Windparameterberechnung gestellt werden. Diese sollen im Rahmen des hier vorgestellten Konzeptes in Ansätzen adressiert werden.

4.2 Messaufbau

Für die Messung der Windgeschwindigkeit und -richtung wurde im Labor ein Versuchsträger aufgebaut, der die kontaktlose Bestimmung der Windparameter aus Kameraaufnahmen in Distanzen bis zu einigen Metern auf Basis der Particle Streak Velocimetry ermöglichen soll. An diesem können die verschiedenen Algorithmen und Methoden getestet und unter definierten Referenzbedingungen untersucht werden.

Der Messaufbau des Versuchsträgers ist in Abbildung 4.2 schematisch dargestellt. Das System umfasst im Wesentlichen einen Laser sowie eine Systemkamera (Sony Alpha 7R III). Der Laser wird durch eine Aufweitungsoptik vergrößert und beleuchtet in der Luft befindliche Partikel. Die Bewegungen der Luftpartikel werden mit der Kamera erfasst und anschließend mittels Bildverarbeitung ausgewertet. Zur Erzeugung des Luftstroms wird ein Lüfter verwendet, der mit einem Gleichrichter ausgestattet ist, um Verwirbelungen zu reduzieren.

Das System kann dabei über einen Rechner und zwei drahtlos angebundene Steuereinheiten (Raspberry Pi) angesteuert und eingestellt werden. Eine Steuereinheit kann sowohl den Laser als auch einen Windgenerator steuern, die andere die Kamera. Während einer Messung können die gewünschten Einstellparameter über die Steuereinheiten an die jeweiligen Geräte weitergegeben werden. Die von der Kamera aufgenommenen Bilder der Luftpartikel zur Bestimmung der

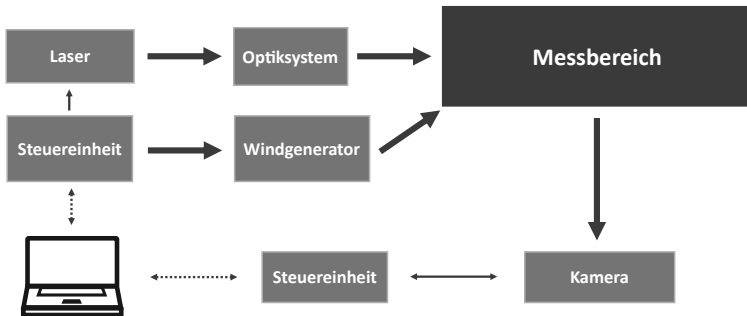


Abbildung 4.2: Schematische Darstellung des Versuchsaufbaus

Windparameter werden an den Hauptrechner übertragen, der die Bildverarbeitung und Berechnung der Windparameter übernimmt.

Die Lichtquelle des Systems ist ein grüner, modulierbarer CW-Laser mit einer Ausgangsleistung von 50 mW bei 532 nm. Die Wahl dieser Wellenlänge orientiert sich daran, dass die Empfindlichkeit des in der Kamera verwendeten CMOS-Sensors im grünen Spektralbereich am größten ist. Außerdem wird die Farbe Grün durch den Bayer-Filter privilegiert [62]. Erste Tests mit Lasern verschiedener Wellenlängen zeigten auch, dass der grüne Laser die besten Ergebnisse erzielte.

Die Hauptunterschiede des Versuchsträgers im Vergleich zu klassischen PIV-Systemen liegen darin, dass dieser einen modulierbaren CW-Laser zur Beleuchtung und eine herkömmliche Sony-Systemkamera zur Detektion verwendet. Zudem werden dem System keine zusätzlichen Tracerpartikel hinzugefügt. Stattdessen soll die Messung auf den bereits in der Luft vorhandenen Partikeln basieren.

Diese Arbeit konzentriert sich auf die Bestimmung der Windgeschwindigkeit und -richtung und somit auf die Ermittlung eines zweidimensionalen Windvektors. Soll hingegen ein dreidimensionaler Windvektor erfasst werden, kann der Versuchsaufbau beispielsweise durch zusätzliche Kameras erweitert werden, was jedoch mit einem erhöhten Kostenaufwand verbunden ist.

4.2.1 Windgenerator

In den Versuchsträger wurde ein Windgenerator in Form eines Lüfters integriert, mit dem sich die gewünschten Windparameter einstellen lassen. Bei herkömmlichen Lüftern entstehen jedoch durch die Rotation des Flügelrads Luftverwirbelungen, wie in Abbildung 4.3 zu sehen ist. Um diese ungleichmäßige Strömung zu reduzieren, können Strömungsgleichrichter verwendet werden [63]. Dieser orientiert sich an dem Design wie er auch in einem Windkanal aufgebaut ist und wurde mit Hilfe eines FDM-Druckers erstellt, der bei Bedarf als Aufsatz auf dem Lüfter verwendet werden kann. Mit einer „Rohrmatrix“, wie sie in der Abbildung 4.4 zu sehen ist, wird der Luftstrom von der Rotationsbewegung in eine geradlinige Bewegung gezwungen um Verwirbelungen zu reduzieren.

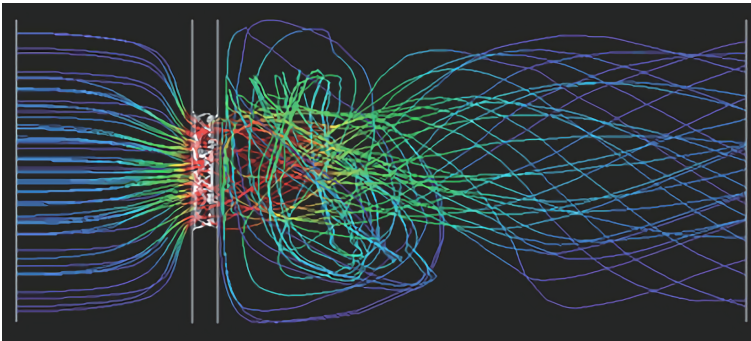


Abbildung 4.3: Typischer Luftstrom von Lüftern [64]

4.2.2 Messablauf

Der Ablauf einer Messung mit dem Versuchsträger kann grob in drei Schritten (siehe Abbildung 4.5) beschrieben werden: die initiale Kalibrierung der Bildgröße, die Erfassung der Luftpartikel durch die Kamera und die Bestimmung der Windparameter durch die Software. Die Kalibrierung der Bildgröße stellt einen wichtigen vorbereitenden Schritt im Messprozess dar. Sie dient der Bestimmung

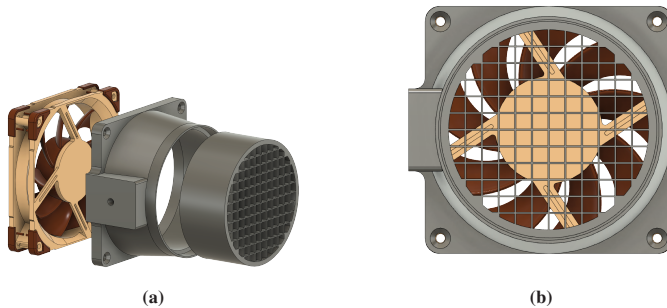


Abbildung 4.4: Aufbau des Windgenerators mit Windgleichrichter. In (a) sind die Einzelteile des Windgleichrichters zu sehen, bestehend aus einem 120 mm Lüfter sowie der Halterung und dem Windgleichrichter. In (b) ist die frontale Sicht des Gleichrichters, welcher einer „Rohrmatrix“ entspricht, dargestellt.

des Kalibrierfaktors, der essenziell ist, um die Bilddaten in physikalische Größen zu übertragen. Dieser Prozess wird durchgeführt, indem ein Kalibrierobjekt, beispielsweise eine Platte mit einer Messskala oder ein Objekt mit bekannten Abmessungen, in die Messebene gebracht und mit der Kamera aufgenommen wird. Dadurch wird eine Bildskalierung ermittelt, die es ermöglicht, die Pixel im Bild in reale physikalische Einheiten umzurechnen. Diese Kalibrierung ist entscheidend, da sie die Grundlage für die spätere Bestimmung der Partikelverschiebungen und die korrekte Übersetzung dieser Verschiebungen in Geschwindigkeitswerte bildet. Der Kalibrierfaktor wird sowohl von der Messdistanz als auch von der verwendeten Brennweite der Kamera beeinflusst.

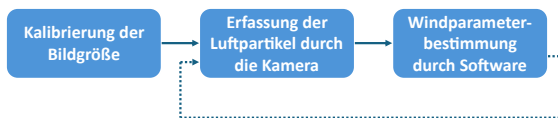


Abbildung 4.5: Ablauf einer Messung mit dem Versuchsträger

Nachdem der Kalibrierfaktor des Setups bestimmt wurde, werden im nächsten Schritt die Luftpartikel mit der Kamera erfasst. Dabei zeichnet die Kamera die Bewegung der Partikel im Sichtfeld, die durch die Luftströmung und den Wind

verursacht werden, durch Bildaufnahmen auf. Im letzten Schritt werden die aufgezeichneten Daten von der Software ausgewertet. Mithilfe von Bildverarbeitungsmethoden und mathematischer Algorithmen werden die Partikelbewegungen analysiert, wodurch dann die Windgeschwindigkeit und Windrichtung bestimmt werden.

4.2.3 Particle Streak Velocimetry als Messverfahren

Bei klassischer PIV beleuchtet ein Lasersystem aktiv in den Messbereich eingebrachte Tracerpartikel, während eine Kamera zwei zeitlich kurz aufeinanderfolgende Bilder dieser Partikel aufnimmt. Dieses Verfahren bietet eine hohe Messgenauigkeit und ermöglicht die Bestimmung räumlich aufgelöster Geschwindigkeitsfelder durch Kreuzkorrelation der Bildpaare. Dem steht ein vergleichsweise hoher technischer Aufwand gegenüber: Es werden präzise synchronisierte Laserimpulse und eine schnelle Kamera benötigt, was die Kosten und die Komplexität des Versuchsaufbaus erhöht.

Die Particle Streak Velocimetry stellt eine alternative Herangehensweise dar, bei der die Bewegung der Partikel während der Belichtungszeit in einem Einzelbild aufgezeichnet wird und in der Aufnahme als Streifen sichtbar ist. Im Vergleich zu PIV weist die PSV-Technik spezifische Vorteile auf. Dazu gehören die Möglichkeit einer geringeren Systemkomplexität gegenüber klassischen PIV-Aufbauten sowie potenziell geringere Anforderungen an die Beleuchtungsintensität. Gleichzeitig bringt PSV auch Einschränkungen mit sich, etwa Richtungsmehrdeutigkeiten sowie Schwierigkeiten bei Überlagerungen von benachbarten Partikelspuren [55].

In dieser Arbeit wird aufgrund der geringeren Hardwareanforderungen, die mit geringeren Systemkosten verbunden sind, sowie der Möglichkeit, die Laserleistung gering zu halten, auf die Particle Streak Velocimetry zurückgegriffen. Des Weiteren wird auf den Einsatz zusätzlicher Tracerpartikel verzichtet. Dadurch sind die in der Strömung vorhandenen Partikel hinsichtlich ihrer Größe und Konzentration weniger gezielt kontrollierbar. Zudem kann im vorliegenden Fall davon ausgegangen werden, dass die natürliche Partikeldichte, die vom Messsystem auswertbar ist,

in der Luft tendenziell geringer ist als bei einer gezielten Partikelzugabe. Dadurch sind zwar weniger Partikel detektierbar, gleichzeitig kann jedoch die Überlagerung benachbarter Partikelspuren reduziert werden. Die Größe und Menge der im vorliegenden Fall vorhandenen Partikel werden in Kapitel 5.1 diskutiert. Die Bildverarbeitung wird in Kapitel 4.3 erläutert.

4.3 Bildverarbeitung und Auswertung

In diesem Kapitel werden die wesentlichen Schritte zur Verarbeitung und Analyse der Aufnahmedaten erläutert. Das in Abbildung 4.6 dargestellte Ablaufdiagramm gibt einen Überblick über den softwareseitigen Verarbeitungsprozess von der Aufnahme bis zur Bestimmung der Windparameter. Im ersten Schritt werden die Aufnahmen von der Kamera in das System geladen. Anschließend werden die Daten vorverarbeitet, gefiltert und segmentiert, wobei gleichzeitig Rauschen sowie irrelevante Elemente reduziert werden, um eine Grundlage für die weitere Verarbeitung zu schaffen. Dabei wird ein Binärbild generiert, das als Ausgangsbasis für nachfolgende Analysen dient. Danach können morphologische Operationen angewandt werden, um die Auswertbarkeit der detektierten Objekte zu verbessern. Geeignete Objekte werden anschließend verwendet, um die Windgeschwindigkeit und Windrichtung zu berechnen.

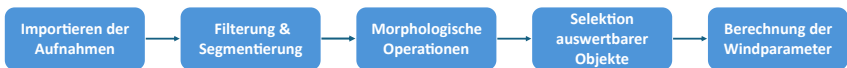


Abbildung 4.6: Softwareseitiger Ablauf zur Bestimmung der Windparameter

Im vorliegenden System wird durch die Reduktion der Hardwarekomponenten, den Verzicht auf aktiv zugesetzte Tracerpartikel sowie die vergleichsweise geringe Laserleistung ein kompakter und wartungsarmer Messaufbau erreicht. Diese Randbedingungen stellen jedoch besondere Anforderungen an die Bildauswertung, da Signalstärke, Kontrast und die Kontrollierbarkeit der sichtbaren Strukturen im Vergleich zu klassischen, stark ausgeleuchteten Verfahren eingeschränkt

sein können. Die in diesem Kapitel vorgestellten Bildverarbeitungsmethoden enthalten daher sowohl modifizierte etablierte Verfahren als auch im Rahmen dieser Arbeit erprobte Ansätze, die später auch hinsichtlich ihrer Eignung für die genannten Randbedingungen diskutiert werden.

4.3.1 Windparameterbestimmung

Wie schon in Kapitel 4.2.3 erwähnt, wird hier auf die Grundlagen von PSV zurückgegriffen. Bei diesem Verfahren wird die Bewegung der Partikel während der Belichtungszeit genutzt, sodass die Partikel in der Aufnahme als Streifen erscheinen. Aus den Streifenlängen kann anschließend die Windgeschwindigkeit berechnet werden. Um zusätzlich die eindeutige Bewegungsrichtung und damit die Windrichtung zu bestimmen, wird eine Codierung benötigt.

Wie in Kapitel 3.6 eingeführt, können Brightness-Coding, Color-Coding, Time-Coding sowie Verfahren mit zusätzlichen Bildaufnahmen, beispielsweise Doppelbildaufnahmen, verwendet werden [55]. Beim Brightness-Coding wird die Richtung über eine gezielte Helligkeitsänderung entlang der Partikelspur bestimmt. Dieses Verfahren ist für den hier betrachteten Versuchsträger jedoch ungeeignet, da die Messungen nicht ausschließlich in dunkler Umgebung, sondern auch später vor helleren und kontrastärmeren Hintergründen erfolgen sollen. In solchen Fällen ist die vollständige und zuverlässige Abbildung des Helligkeitsverlaufs entlang der Trajektorie erschwert. Color-Coding ermöglicht zwar ebenfalls eine Richtungsbestimmung über eine zeitlich vorgegebene Farbsequenz, ist für den vorliegenden Ansatz jedoch ungünstig, da dadurch die spätere Möglichkeit eingeschränkt ist, eine gezielte spektrale Filterung, beispielsweise mit einem Bandpassfilter, zu ermöglichen (siehe Kapitel 5.7.1). Doppelbildverfahren setzen zudem sehr kurze Zeitabstände zwischen zwei Aufnahmen voraus und werden typischerweise mit Doppelbildkameras realisiert, was mit einem höheren Kostenaufwand verbunden ist. Für den vorliegenden Ansatz wird daher Time-Coding gewählt, bei dem die Richtungsinformation durch ein zeitlich definiertes Pulsmuster des Lasers in einer Einzelaufnahme codiert wird.

Für das Time-Coding schlagen Zhou et al. hierfür beispielsweise ein Muster vor, bei dem ein punktförmiges Signal mit einer nachfolgenden Streifenstruktur kombiniert wird [65]. Ein punktförmiges Signal ist in der Anwendung hier jedoch nachteilig, da es bei hellen oder kontrastarmen Hintergründen leichter im Bildrauschen beziehungsweise im Hintergrundkontrast untergehen kann. Daher wird hier auf ein anderes einfaches Muster zurückgegriffen, das aus einem kurzen Partikelstreifen und einem nachfolgenden langen Partikelstreifen besteht. Abbildung 4.7 zeigt ein solches Beispiel. Dieses Vorgehen mit einem Pulsmuster bietet zudem den Vorteil, dass die Länge der Partikelstreifen weitgehend von der Verschlusszeit der Kamera entkoppelt werden kann. Die Verschlusszeit kann dadurch zur Anpassung der Bildhelligkeit, insbesondere bei kontrastarmen Aufnahmen mit hellem Hintergrund, verwendet werden, während die Einschaltzeit des Lasers die effektive Beleuchtungsdauer der Partikel und damit die Länge der erzeugten Streifen bestimmt. Die Einschaltzeit darf dabei nicht zu klein gewählt werden, da die entstehenden Partikelstreifen sonst nur wenige Pixel lang sind und sich ihre Länge sowie Orientierung nur ungenau bestimmen lassen. Gleichzeitig darf sie nicht zu groß sein, da sehr lange Streifen zu Überlagerungen mit benachbarten Partikelspuren, zu gekrümmten Trajektorien innerhalb einer Aufnahme oder zu einem Verlassen des Bildausschnitts führen können.

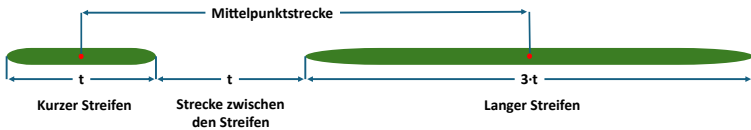


Abbildung 4.7: Schematische Darstellung eines Partikelstreifenpaars bestehend aus einem kurzen und einem langen Streifen

Im vorliegenden Muster wird der Laser für eine Dauer von t_{an} eingeschaltet und anschließend für die gleiche Dauer t_{aus} deaktiviert ($t_{\text{an}} = t_{\text{aus}}$). Darauf folgend bleibt der Laser für die Zeitspanne $3t_{\text{an}}$ aktiv, bevor er schließlich für ebenfalls $3t_{\text{an}}$ abgeschaltet wird. Dieses zeitlich definierte Taktschema erzeugt das in Abbildung 4.7 dargestellte Muster, das durch die Bewegung eines Partikels entsteht.

Die Strecke zwischen den Mittelpunkten von kurzem und langem Streifen wird genutzt, um die Windgeschwindigkeit zu bestimmen. Dieser Abstand eignet sich hierfür, da er im Vergleich zu den Streifenlängen weniger empfindlich gegenüber Abbildungsfehlern und Unsicherheiten bei der Bestimmung der Streifenränder ist. Ein Beispiel hierfür ist eine Defokussierung der Messebene, durch die die Streifen breiter, unschärfer oder teilweise länger erscheinen können. Unter der Voraussetzung, dass beide Streifen in ähnlicher Weise betroffen sind, bleibt die Mittelpunktstrecke näherungsweise unverändert.

Um die Windgeschwindigkeit aus einem detektierten Partikelstreifenpaar zu berechnen, kann die folgende Gleichung verwendet werden:

$$v = \frac{l_{\text{MS}}}{3 t_{\text{an}}} \cdot V . \quad (4.1)$$

Dabei ist l_{MS} die Mittelpunktstrecke aus Abbildung 4.7 und t_{an} die Dauer des kurzen Einschaltintervalls des Lasers. Der in Kapitel 4.2.2 beschriebene Kalibrierfaktor V dient zur Umrechnung der in der Aufnahme gemessenen Strecke in die entsprechende reale Strecke in der Messebene.

Zur Bestimmung der Windrichtung wird die Ausrichtung der im Bild erkannten Partikelstreifen analysiert. Dabei werden die Orientierungen des kurzen und des langen Streifens einzeln berechnet und anschließend der Mittelwert gebildet. Die Orientierung eines Objekts wird hier über eine dem segmentierten Objekt zugeordnete äquivalente Ellipse ermittelt, wobei die Hauptachse der Ellipse als Maß für die Streifenorientierung dient (siehe Abbildung 4.8). Die Bewegungsrichtung des Partikels kann anhand der relativen Lage des kurzen und des langen Streifens bestimmt werden. Dabei gibt die Reihenfolge der beiden Streifen entlang der gemeinsamen Orientierung die Bewegungsrichtung vor.

4.3.2 Bildaufbereitung

Um die Partikelstreifen in den Bildern auswerten zu können, müssen die Eingangsbilder zunächst vorverarbeitet und gefiltert werden. Ziel der Bildaufbereitung

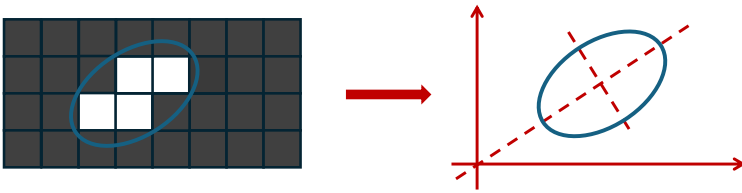


Abbildung 4.8: Veranschaulichung der Orientierungsbestimmung eines Objekts mithilfe einer Ellipse

ist es, die Partikelstreifen deutlicher vom Hintergrund abzuheben und störende Bildanteile, wie Rauschen oder statische Hintergrundstrukturen, zu reduzieren. Anschließend wird das Bild in ein Binärbild überführt, das möglichst nur die zu bewertenden Partikelstreifen enthält. Im Folgenden werden einige Methoden zur Bearbeitung der Bilder vorgestellt und diskutiert.

HSV-Methode

Mithilfe eines engen digitalen Farbfilters kann in der Theorie der Farbbereich des Lasersignals selektiert werden, sodass übrige Farbanteile weitgehend ausgeblendet werden. Dazu wird das RGB-Bild in den HSV-Farbraum transformiert (siehe Kapitel 3.3). Dadurch kann der Farbton getrennt von Helligkeit und Sättigung betrachtet und gezielter eingegrenzt werden. Diese Methode zeigt bei dunklen Hintergrundverhältnissen gute Anwendbarkeit. Bei hellen Hintergründen stößt sie jedoch schnell an ihre Grenzen, da insbesondere helle oder farblich ähnliche Hintergrundanteile ebenfalls in den gewählten Filterbereich fallen können. Zusätzlich wirken sich veränderte Beleuchtungsbedingungen sowohl auf das Partikelsignal als auch auf den Hintergrund aus. Bei veränderten Umgebungs- oder Beleuchtungsbedingungen können sich die Bildwerte und damit auch die Filterwirkung ändern, sodass die Filterparameter gegebenenfalls angepasst werden müssen.

Ein Beispiel ist in Abbildung 4.9 gezeigt. Die grüne Dinosaurierfigur soll so gut wie möglich vom verrauschten Hintergrundbild getrennt werden. Der HSV-Filter in Abbildung 4.9a ist so gewählt, dass sich das grüne Modell möglichst gut vom Hintergrund abhebt und differenziert werden kann. Wird derselbe HSV-Filter

jedoch auf eine Aufnahme mit einer anderen Umgebungsbeleuchtung angewendet (siehe Abbildung 4.9b), kann dieser unter Umständen schlechtere Ergebnisse liefern. Eine Nachjustierung der Filterparameter führt zu einer verbesserten Trennung, wie in Abbildung 4.9c zu sehen ist. Eine einheitliche Vorverarbeitung der Aufnahmen kann die Trennung jedoch unterstützen.

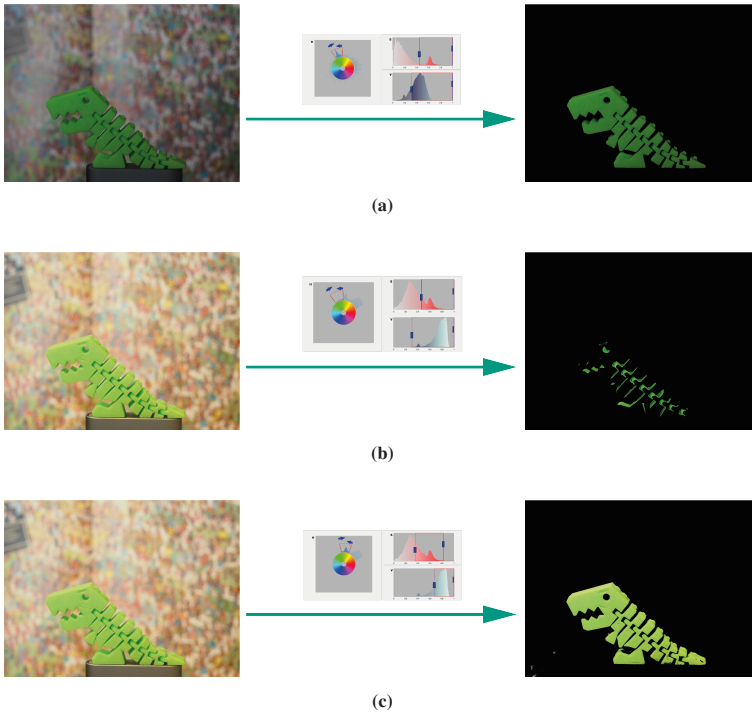


Abbildung 4.9: HSV-Methode bei unterschiedlichen Szenarien

Referenzbildbasierte Differenzmethode

Als alternative Methode zum Farbfiler wurde der Ansatz untersucht, der auf einer Filterung durch ein Referenzbild basiert. Dabei wird ein zweites Bild aufgenommen, das als Referenzbild dient. Die Pixelwerte des Referenzbildes werden anschließend von den entsprechenden Pixelwerten der zu filternden Aufnahme subtrahiert. Voraussetzung dafür ist, dass sich der Hintergrund zwischen Referenzbild und Messaufnahme möglichst wenig verändert. Das resultierende Bild zeigt somit die Unterschiede zwischen den beiden Aufnahmen. Im Idealfall treten dadurch vor allem die Partikelstreifen hervor, während statische Hintergrundanteile weitgehend unterdrückt werden. Abbildung 4.10 soll das Prinzip veranschaulichen. Eine Aufnahme einer Dinosaurierfigur vor einem Hintergrund wird mit einem Referenzbild desselben Hintergrundes subtrahiert, sodass im Differenzbild vor allem die Dinosaurierfigur als veränderter Bildanteil sichtbar bleibt. Eventuelle Unterbrechungen oder kleinere Lücken in den extrahierten Strukturen können später noch durch morphologische Operationen nachbearbeitet werden (siehe Kapitel 4.3.5).

Ein wesentlicher Vorteil dieser Methode liegt darin, dass Partikel auch bei vergleichsweise geringem Kontrast detektiert werden können. Darüber hinaus erfolgt durch das regelmäßige Aktualisieren des Referenzbildes eine Anpassung des Filters an veränderte Bedingungen. Allerdings stellen starkes Rauschen oder Bewegungen im Hintergrund Herausforderungen für diese Methode dar.



Abbildung 4.10: Beispiel einer Bildverarbeitung mit der referenzbildbasierten Differenzmethode zur Extraktion des Objektanteils

Canny-Methode

Die Canny-Methode basiert auf dem Canny-Algorithmus zur Kantendetektion (siehe Kapitel 3.4.3). Im Gegensatz zur referenzbildbasierten Differenzmethode erfordert sie kein Referenzbild und arbeitet ausschließlich auf Basis der vorliegenden Aufnahme.

Der Canny-Algorithmus zählt zu den etablierten Verfahren der Kantendetektion und kombiniert mehrere Verarbeitungsschritte zur Extraktion von Kanten. Zunächst erfolgt eine Glättung des Bildes mittels Gauß-Filterung, um hochfrequentes Rauschen zu unterdrücken. Anschließend werden Gradientenstärke und Gradientenrichtung berechnet, um Bereiche mit starken Intensitätsänderungen zu identifizieren. Durch die anschließende Non-Maximum Suppression werden lokale Maxima der Gradientenstärke entlang der Gradientenrichtung beibehalten, wodurch Kanten als relativ schmale, klar definierte Linien dargestellt werden. Danach wird ein Hysterese-Schwellenwertverfahren mit oberem und unterem Schwellenwert eingesetzt, das auch schwächere Kanten berücksichtigt, sofern sie mit stärkeren Kanten verbunden sind.

Bei der Anwendung auf das verwendete Pulsmuster führt dieses Vorgehen zur Detektion von Hohlkonturen der Partikelstreifenpaare. Ein entsprechendes Beispiel ist in Abbildung 4.11 dargestellt, in der die detektierten Partikelstreifen anhand ihrer erkannten Kanten sichtbar sind.

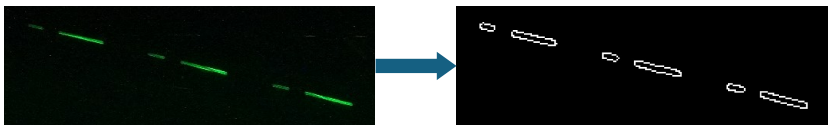


Abbildung 4.11: Aufnahme mit Partikelstreifenpaaren nach Konvertierung in ein Binärbild durch die Canny-Methode

4.3.3 Tiefpass

In diesem Abschnitt soll noch einmal der Tiefpass besprochen werden. Ein Tiefpassfilter in der Bildverarbeitung wird verwendet, um hochfrequente Signalanteile, wie sie typischerweise durch Rauschen oder feine Details entstehen, zu unterdrücken. Er sorgt dafür, dass niedrigfrequente Komponenten, wie großflächige oder langsame Helligkeitsänderungen, erhalten bleiben, wodurch das Bild geglättet wird. Diese Glättung kann das Rauschen reduzieren und die Vorverarbeitung der Bilddaten unterstützen. Gleichzeitig kann jedoch der lokale Kontrast an Kanten und kleinen Strukturen abnehmen, da diese ebenfalls hochfrequente Bildanteile enthalten. Dies stellt bei den Partikelstreifen einen Nachteil dar, da deren schmale Konturen und Intensitätsunterschiede für die spätere Detektion wichtig sind. Eine zu starke Tiefpassfilterung kann dazu führen, dass Partikelstreifen verbreitert, abgeschwächt oder unschärfer dargestellt werden. Dadurch können schwache oder kontrastarme Streifen teilweise mit dem Hintergrund verschmelzen, sodass ihre Detektion erschwert wird.

Für die Glättung wird häufig ein Gauß-Filter verwendet, da dieser die hohen Frequenzanteile nicht abrupt, sondern kontinuierlich abschwächt. Dadurch entstehen im Vergleich zu einer harten Tiefpassmaske weniger wellenartige Artefakte, wie sie durch Ringing auftreten können. Ein Beispiel für die Bearbeitung eines Bildes eines Partikelstreifenpaares mithilfe eines Gaußschen Tiefpassfilters ist in Abbildung 4.12 zu sehen. Das Bild wird zunächst in den Frequenzbereich überführt. Anschließend wird eine Tiefpassmaske erstellt, die niedrige Frequenzen beibehält und hohe Frequenzen unterdrückt. Diese Maske wird mit dem Frequenzbild multipliziert, wodurch ein maskiertes Frequenzbild entsteht, das nur die durch die Maske zugelassenen Frequenzanteile enthält. Im letzten Schritt wird das maskierte Frequenzbild durch eine Rücktransformation in den räumlichen Bereich überführt, wodurch das gefilterte Bild entsteht. Hochfrequente Störungen, wie beispielsweise Rauschen, werden dabei reduziert. Gleichzeitig ist zu erkennen, dass die Filterung neben der Rauschminderung auch zu einer Glättung der Kanten der Partikelstreifen führt.

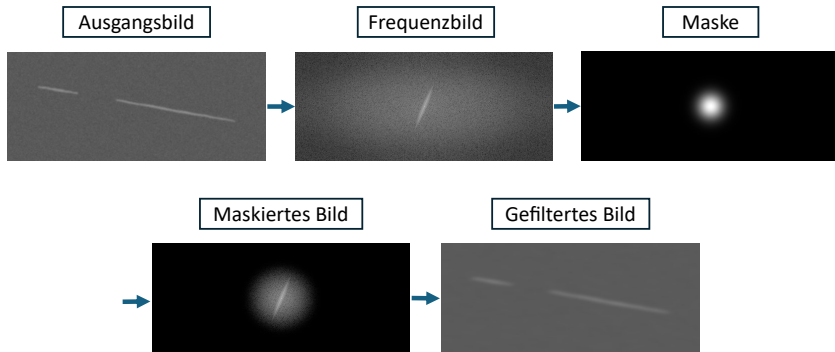


Abbildung 4.12: Ablauf des Tiefpassfilters anhand einer Beispielaufnahme eines Partikelstreifenpaares

4.3.4 Kombination gefilterter Binärbilder

Der Ansatz kombiniert mehrere gefilterte Binärbilder, um möglichst viele Partikelstreifenpaare in einer Aufnahme zu identifizieren. Ein Szenario kann betrachtet werden, in dem ein Partikel in einem Bereich des Bildes aufgrund eines geringen Kontrasts zum Hintergrund nur bei einem bestimmten Filterparameterwert sichtbar ist (bei der HSV-Methode beispielsweise verschiedene Farbbereiche). Ein anderes Partikel in einem anderen Bereich der Aufnahme wird hingegen erst bei einem anderen Filterparameterwert detektiert. Dazu können separate Binärbilder mit unterschiedlichen Filterparameterwerten erzeugt werden. Die resultierenden Binärbilder werden anschließend durch eine logische ODER-Verknüpfung zusammengeführt. Dadurch lassen sich Partikelstreifen berücksichtigen, die jeweils nur unter bestimmten Filtreinstellungen ausreichend vom Hintergrund getrennt werden. Das Prinzip wird in Abbildung 4.13 verdeutlicht.

4.3.5 Morphologische Operationen

Die Binärbilder der Aufnahmen können weiter nachbearbeitet werden. Partikelstreifen, die aufgrund ungünstiger Rahmenbedingungen (z. B. Unterbrechungen) nicht vollständig detektiert wurden, können durch den Einsatz morphologischer

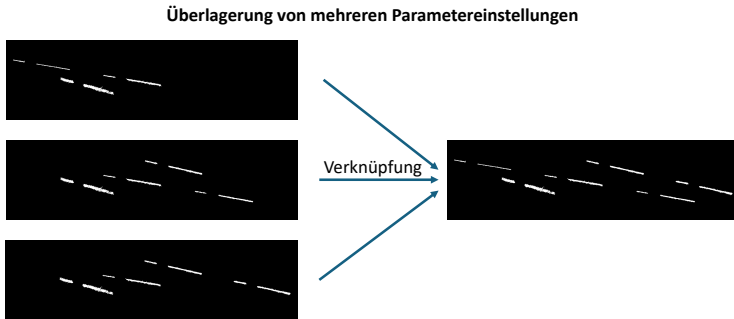


Abbildung 4.13: Prinzip der ODER-Verknüpfung der Binärbilder bei verschiedenen Parametereinstellungen

Operationen rekonstruiert werden. Zur Korrektur potenzieller Unterbrechungen in den Partikelstreifen wird ein morphologisches Schließen, englisch Closing, angewendet. Dieses besteht aus einer Dilatation mit anschließender Erosion. Das Funktionsprinzip ist in Abbildung 4.14 dargestellt.

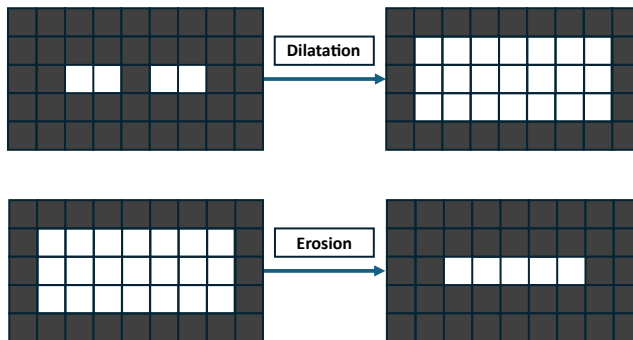


Abbildung 4.14: Prinzip des Closing-Algorithmus

Die Dilatation erweitert Objekte in einem Binärbild mithilfe eines definierten Strukturelements. Im dargestellten Beispiel wird ein vollständig besetztes 3×3 -Strukturelement verwendet, bei dem neben dem betrachteten Pixel auch alle acht Nachbarpixel einbezogen werden. Das Strukturelement legt fest, welche benachbarten Bildpunkte bei der Erweiterung des Objekts berücksichtigt werden. Bei

der Dilatation wird das Strukturelement systematisch auf die Objektpixel des Binärbildes angewendet. Alle Bildpunkte, die dabei von dem Strukturelement erfasst werden, werden dem Objekt zugeordnet. Dadurch vergrößern sich die Objektbereiche, sodass kleine Unterbrechungen oder Lücken zwischen ursprünglich getrennten Bereichen überbrückt werden können. Diese Bereiche können anschließend als zusammenhängende Struktur erkannt werden.

Die nachfolgende Erosion wird mit demselben Strukturelement durchgeführt und reduziert die zuvor vergrößerten Objektbereiche wieder. Dabei bleibt ein Pixel nur dann Teil des Objekts, wenn das Strukturelement an dieser Stelle vollständig innerhalb des Objektbereichs liegt. Randpixel, bei denen diese Bedingung nicht erfüllt ist, werden entfernt. Auf diese Weise wird die ursprüngliche Objektform näherungsweise wiederhergestellt, während die durch die Dilatation geschlossenen Verbindungen erhalten bleiben. Objektbereiche ohne Verbindung zu benachbarten Strukturen werden dabei weitgehend in ihre ursprüngliche Ausdehnung zurückgeführt.

Die praktische Wirkung des morphologischen Schließens auf einen segmentierten Partikelstreifen ist in Abbildung 4.15 dargestellt. Das ursprüngliche Binärbild enthält mehrere Unterbrechungen entlang des Partikelstreifens. Durch die Dilatation werden diese Lücken zunächst überbrückt, während die anschließende Erosion die zuvor vergrößerten Objektbereiche wieder reduziert, wodurch ein zusammenhängender Partikelstreifen entsteht.

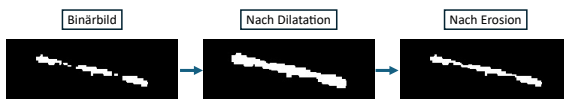


Abbildung 4.15: Rekonstruktion eines unterbrochenen Partikelstreifens durch morphologisches Closing

Außerdem kann ein morphologisches Öffnen, englisch Opening, angewendet werden. Dabei wird die Reihenfolge der Operationen im Vergleich zum Closing umgekehrt, sodass zunächst eine Erosion und anschließend eine Dilatation durchgeführt wird. Dadurch können kleine isolierte Objektbereiche oder feine Störungen

im Binärbild entfernt werden, während größere zusammenhängende Strukturen weitgehend erhalten bleiben.

4.3.6 Zuweisung der Partikelstreifen

Nachdem ein Binärbild mit den potenziellen Partikelstreifen (Objekten) erzeugt wurde, müssen diese zu Partikelstreifenpaaren kombiniert werden, bevor sie für die Berechnung der Windparameter verwendet werden. Hierfür sucht der Algorithmus für jedes Objekt einen möglichen Partner, der die in diesem Abschnitt beschriebenen Kriterien erfüllt. Diese Kriterien umfassen das Längenverhältniskriterium, das Orientierungskriterium und das Umgebungskriterium (siehe Abbildung 4.16).

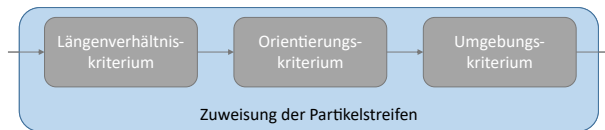


Abbildung 4.16: Kriterien der Partikelstreifenzuweisung

Im Rahmen des Längenverhältniskriteriums wird überprüft, ob der kurze Partikelstreifen, der lange Partikelstreifen und die Mittelpunktschrecke des Pulsmusters mit einer gewissen Toleranz in einem korrekten Verhältnis zueinander stehen (vgl. Kapitel 4.3.1). Anschließend erfolgt die Prüfung des Orientierungskriteriums, bei der die Orientierung der drei genannten Strecken kontrolliert wird. Hierbei wird sichergestellt, dass die Abweichung zwischen den Orientierungen der Strecken gering ist.

Als letzter Schritt wird das Umgebungskriterium überprüft. Zu diesem Zweck werden um die Objekte Ellipsen gelegt, welche deren Umgebung repräsentieren. Dabei werden eine kleinere und eine größere Ellipse für jedes Objekt definiert. Die kleinen Ellipsen der Partikelstreifen dürfen sich nicht überschneiden, während die großen Ellipsen überlappen sollten.

Ein Beispiel für diese Zuweisung ist in Abbildung 4.17 dargestellt. Hier werden die Objekte O_1 und O_5 einander zugewiesen, da ihre Längenverhältnisse dem vorgegebenen Pulsmuster entsprechen, ihre Orientierungen ausreichend übereinstimmen und auch das Umgebungskriterium erfüllt ist. Das Objekt O_6 wird jedoch nicht mit O_1 verknüpft, da hier z. B. das Umgebungskriterium nicht den vorgegebenen Anforderungen entspricht.

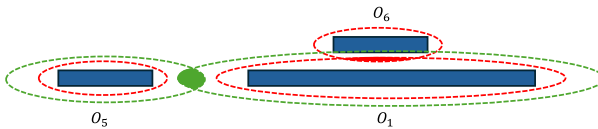


Abbildung 4.17: Beispiel für die Zuweisung der Partikelstreifen

4.4 Simulation mit synthetischen Partikelstreifenaufnahmen

Um die Software hinsichtlich verschiedener Einflussfaktoren, wie Bewegungsrichtung oder Partikelgröße, zu verbessern, wurde eine Simulation entwickelt. In dieser Simulation werden künstlich Partikelstreifen mit unterschiedlichen Eigenschaften synthetisiert. Diese reichen von idealen, perfekt dargestellten Partikelstreifen ohne Rauschen bis hin zu Partikelstreifen mit simuliertem Bildrauschen. In Abbildung 4.18 wird der Simulationsprozess im Vergleich zu einem realen Messvorgang gegenübergestellt.

Die möglichen Simulationseinstellungen lassen sich in zwei Kategorien unterteilen. Die erste Kategorie umfasst die festen Parameter des Bildes und der simulierten Messumgebung, in der das Bild erzeugt wird. Beispiele hierfür sind der Abstand der Kamera zum Laser, die Brennweite des Objektivs oder die Anzahl der simulierten Partikel. Die zweite Kategorie umfasst Parameter, die durch eine Verteilung (z. B. Normalverteilung) modelliert werden können, wie etwa die Windgeschwindigkeit, Windrichtung oder das Bildrauschen. Zusätzlich kann auch der Hintergrund des synthetisierten Bildes variiert werden.

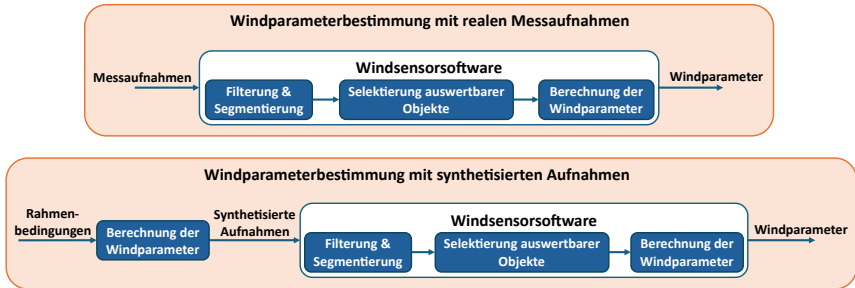


Abbildung 4.18: Prozessablauf mit Messaufnahmen im Vergleich zu den durch die Simulation erzeugten Aufnahmen

Die simulierten Daten können wie reale Messdaten in die Software des Versuchsträgers geladen und von dieser ausgewertet werden. Auf diese Weise können die Algorithmen zur Windparameterbestimmung und Bildverarbeitung auf potenzielle Verbesserungen überprüft werden. Dies umfasst sowohl die korrekte Ermittlung der Länge der selektierten Partikelstreifen als auch die Überprüfung der Bildverarbeitungsmethoden der Software sowie der Funktionen zur Rekonstruktion von Partikelstreifen.

4.4.1 Reale Messaufnahmen

In diesem Abschnitt werden einige Beispiele realer Messaufnahmen im Labor gezeigt. Eine Auswahl ist in Abbildung 4.19 dargestellt, weitere Beispielbilder sind im Anhang A.3 zu finden. Die erste Aufnahme in Abbildung 4.19a zeigt ein Partikelstreifenpaar in dunkler Umgebung. Die Aufnahme ist daher kontrastreich und der Partikelstreifen erscheint klar. Die zweite Aufnahme in Abbildung 4.19b zeigt ein Partikelstreifenpaar in einem ausgeleuchteten Laborraum auf einem grauen Hintergrund. Durch die Ausleuchtung ist die Aufnahme kontrastärmer und das Verhältnis zwischen Signal und Hintergrund geringer. Ein weiteres Beispiel ist in Abbildung A.2 im Anhang zu finden und zeigt ein Partikelstreifenpaar vor einem Wolkenhintergrund. Auch dort ist das Verhältnis zwischen Signal und Hintergrund geringer als bei der Aufnahme in dunkler Umgebung.



(a) Partikelstreifenpaar in dunkler Umgebung



(b) Partikelstreifenpaar auf grauem Hintergrund

Abbildung 4.19: Beispiele realer Messaufnahmen von Partikelstreifenpaaren im Labor

4.4.2 Synthetisierte Aufnahmen

Das Ziel der synthetisierten Aufnahmen ist es, verschiedene Szenarien abzubilden und so die Algorithmen der Software zu optimieren sowie deren Robustheit zu verbessern. Im Unterschied zu realen Messaufnahmen können einzelne Einflussgrößen in der Simulation gezielt variiert und getrennt voneinander betrachtet werden. Dadurch lassen sich beispielsweise Bildrauschen, Hintergrundunschärfe, Defokus oder das Erscheinungsbild der Partikelstreifen kontrolliert untersuchen. Die synthetisierten Aufnahmen dienen damit als ergänzende Datengrundlage, um das Verhalten der Bildverarbeitung unter definierten Bedingungen zu analysieren. In den nachfolgenden Abschnitten werden Methoden und Beispiele zur Bildsynthetisierung gezeigt.

Bildrauschen

Bildrauschen ist ein häufig auftretendes Phänomen in der digitalen Fotografie und äußert sich in Form unerwünschter Helligkeits- oder Farbabweichungen einzelner Pixel. Es entsteht unter anderem durch statistische Schwankungen bei der Erfassung des Lichts sowie durch elektronisches Rauschen des Sensors und der nachgeschalteten Signalverarbeitung. Bei schlechten Lichtverhältnissen wird häufig ein höherer ISO-Wert gewählt, um das Bildsignal stärker zu verstärken. Dadurch können zwar Aufnahmen bei geringer Beleuchtung ermöglicht werden, gleichzeitig wird jedoch auch das vorhandene Rauschen mitverstärkt, wodurch das Bildrauschen deutlicher sichtbar wird.

Zur Simulation von Bildrauschen wird ein Rauschbild generiert und dem Eingangsbild überlagert. Dabei kann bei der Erzeugung des Rauschens die Verteilung angegeben werden. In Rohdaten digitaler Bildsensoren wird das Rauschen häufig als Überlagerung aus signalabhängigem Photonenrauschen (Poisson- bzw. Shot-Noise) und annähernd normalverteiltem Ausleserauschen beschrieben (Poisson-Gaussian-Modell) [66]. Doch einfaches additives gaußförmiges Rauschen wird in der Literatur auch häufig als vereinfachtes Modell verwendet und dient oft als grobe, aber etablierte Näherung (z. B. in klassischen und lernbasierten Denoising-Setups) [67]. Abbildung 4.20a zeigt ein synthetisches Bild eines Partikelstreifenpaares mit einem additiven gaußförmigen Bildrauschen. Das Partikelstreifenpaar wurde hier zur Anschaulichkeit maßstäblich vergrößert dargestellt.

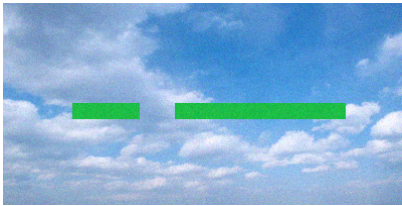
Unschärfe des Hintergrunds und Defokus

Ein weiterer im Bildhintergrund wahrnehmbarer Effekt ergibt sich aus der Fokussierung der Kamera auf eine bestimmte Messdistanz, wodurch der Hintergrund unscharf erscheint, während die Partikelstreifen in dieser Messdistanz scharf abgebildet bleiben. In der Terminologie der Bildverarbeitung bedeutet dies, dass die hohen räumlichen Frequenzen des Bildes, die Kanteninformationen enthalten, gedämpft werden. Modellhaft kann eine Defokussierung als Faltung mit einer Punktspreizfunktion (PSF) beschrieben werden. In der geometrischen Optik wird diese häufig als kreisförmige, näherungsweise uniforme Scheibe modelliert, die auch als „pillbox“ oder „circle of confusion“ bezeichnet wird. Unter Berücksichtigung von Beugung und Linsenaberrationen kann die resultierende PSF jedoch gut durch eine zweidimensionale Gaußfunktion angenähert werden [68]. Zur vereinfachten Simulation der Unschärfe kann daher das Bild beispielsweise mit einem Gauß-Filter gefaltet werden (siehe Abbildung 4.20b).

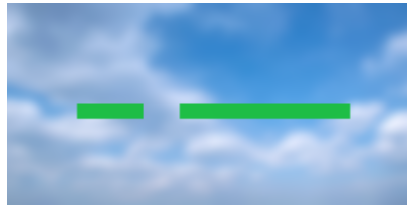
Um auch die Situation zu simulieren, in der die Kamera nicht genau auf die Messdistanz fokussiert werden konnte, kann auf die Partikelstreifenpaare ein separater Gauß-Filter angewendet werden. Ein Beispiel für ein synthetisches Bild ist in Abbildung 4.20c dargestellt.

Luftpartikeldarstellung

Die in der Luft befindlichen Partikel können in den Aufnahmen teilweise durchscheinend erscheinen, da das aufgenommene Partikelsignal durch gestreutes Licht entsteht und der Hintergrund weiterhin anteilig sichtbar bleibt. Dieses Verhalten kann in der Simulation durch eine entsprechende Transparenz der synthetisierten Partikelstreifen berücksichtigt werden. Zusätzlich kann Perlin-Rauschen hinzugefügt werden, um räumlich zusammenhängende, natürlich wirkende Intensitätsstrukturen zu erzeugen [69]. Perlin-Rauschen ist ein deterministisches, pseudozufälliges Verfahren zur Erzeugung sanfter Übergänge zwischen benachbarten Werten. Mathematisch basiert das Verfahren auf einem Gitter von diskreten Punkten, an denen pseudozufällige Gradienten festgelegt sind. Durch Interpolation werden kontinuierliche Werte in den Zwischenräumen des Gitters berechnet, um eine nahtlose Struktur im Rauschmuster zu gewährleisten. Ein synthetisiertes Bild mit allen erwähnten Effekten ist hier in Abbildung 4.20d dargestellt.



(a) Synthetisches Bild mit additivem gaußförmigem Bildrauschen



(b) Synthetisches Bild mit Fokussierung auf die Messdistanz



(c) Synthetisches Bild mit defokussiertem Partikel



(d) Synthetisches Bild mit allen Effekten

Abbildung 4.20: Beispiele für verschiedene Effekte in synthetisierten Aufnahmen

4.5 Veränderung des Messwinkels

Der einfachste Fall zur Bestimmung der Windgeschwindigkeit liegt vor, wenn die optische Achse der Kamera näherungsweise senkrecht auf der Detektionsebene steht. Dann kann bei der Kalibrierung der Bildgröße die Bildskalierung im Vorfeld bestimmt und die Bildpixel in physikalische Einheiten umgerechnet werden. Schwieriger wird es jedoch, falls sich der Messwinkel ändert. Ein Setup-Beispiel ist in Abbildung 4.21 zu sehen.

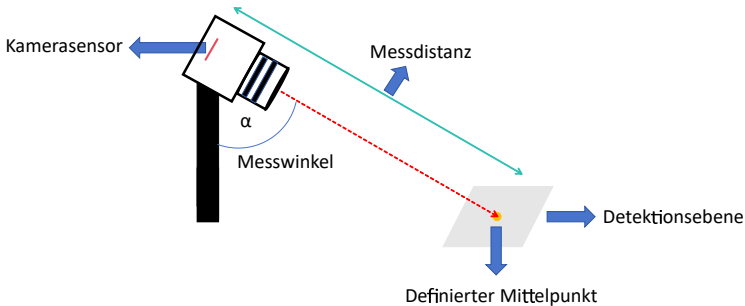


Abbildung 4.21: Aufbau mit variablem Messwinkel

Ein möglicher Ansatz ist, die Veränderung des Messwinkels durch ein mathematisches Modell zu beschreiben, das auf der Kameraprojektion basiert [28]. Dabei wird eine Detektionsebene in die Bildebene, im vorliegenden Fall die Sensorebene der Kamera, transformiert (siehe Abbildung 4.22). Der Fall der Veränderung des Messwinkels soll anhand des Beispiels eines auf ein Blatt Papier gedruckten quadratischen Gitters, dessen Kantenlängen bestimmt werden sollen, veranschaulicht werden. Das Gitter erscheint aufgrund des veränderten Aufnahmewinkels der Kamera (Perspektive) trapezförmig, wie in Abbildung 4.23 dargestellt. Die direkte Bestimmung der Kantenlängen des Gitters in der perspektivisch verzerrten Abbildung ist schwierig, daher wird eine Methode verwendet, um das Bild in seine ursprüngliche Form zurückzuführen. Sobald die ursprüngliche Form des Papiers im Bild wiederhergestellt ist, können die Längen bestimmt werden. Um

dies zu erreichen, wird eine Transformationsmatrix H_T für die Projektion der Detektionsebene auf die Sensorebene der Kamera bestimmt:

$$H_T = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix}. \quad (4.2)$$

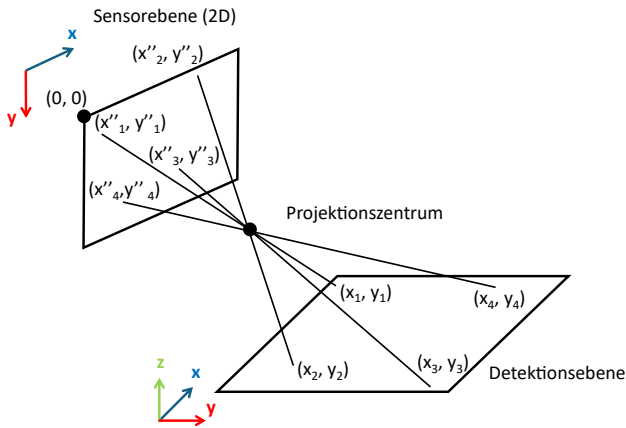


Abbildung 4.22: Projektion von Punkten der Detektionsebene auf die Sensorebene durch Kamera-projektion

Nun soll ein Punkt (x, y) der Detektionsebene auf die Sensorebene projiziert werden. Dieser Punkt auf der Sensorebene wird als (x'', y'') bezeichnet. Beide Punkte sind in inhomogenen Koordinaten dargestellt. Für die Berechnung der Projektion werden zunächst homogene Koordinaten eingeführt (siehe Kapitel 3.1.2). Der Punkt auf der Detektionsebene wird daher mit $(x, y, 1)^T$ dargestellt. Die zugehörigen homogenen Koordinaten des Punktes auf der Sensorebene lassen sich dann wie folgt berechnen:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ w' \end{bmatrix} = H_T \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (4.3)$$

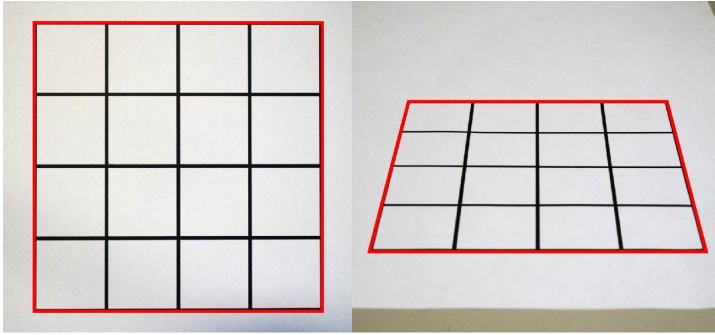


Abbildung 4.23: Perspektivische Verzerrung: quadratisches Gitter erscheint trapezförmig

Setzt man Gleichung 4.2 in die Gleichung 4.3 ein, ergibt sich:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ w' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (4.4)$$

Aus Gleichung 4.4 ergibt sich die Gleichung für w' :

$$w' = h_{31}x + h_{32}y + h_{33}. \quad (4.5)$$

Analog dazu lassen sich auch Rechenvorschriften für x' und y' aus Gleichung 4.4 herleiten. Mit der Gleichung 3.11 aus Abschnitt 3.1.2 lassen sich dann x'' und y'' der inhomogenen Koordinaten bestimmen:

$$x'' = \frac{x'}{w'}, \quad y'' = \frac{y'}{w'}, \quad (4.6)$$

$$x'' = \frac{h_{11}x + h_{12}y + h_{13}}{h_{31}x + h_{32}y + h_{33}}, \quad y'' = \frac{h_{21}x + h_{22}y + h_{23}}{h_{31}x + h_{32}y + h_{33}}. \quad (4.7)$$

Durch die Transformationsmatrix H_T ergibt sich aus den homogenen Koordinaten $(x, y, 1)^\top$ ein neuer Satz homogener Koordinaten $(x', y', w')^\top$. Diese Koordinaten werden dann durch Division durch die dritte Komponente w' in inhomogene Koordinaten zurückgeführt. Hier ist zu erwähnen, dass in diesem Prozess die

Skalierung der Matrix H_T (Multiplikation aller Elemente mit derselben von Null verschiedenen Konstante) nicht die endgültigen inhomogenen Koordinaten beeinflusst. Dies soll an einem kurzen Beispiel deutlich gemacht werden.

Hier wird zunächst die Transformationsmatrix H_T mithilfe von h_{33} umgeschrieben:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ w' \end{pmatrix} = h_{33} \begin{pmatrix} h_{11}/h_{33} & h_{12}/h_{33} & h_{13}/h_{33} \\ h_{21}/h_{33} & h_{22}/h_{33} & h_{23}/h_{33} \\ h_{31}/h_{33} & h_{32}/h_{33} & h_{33}/h_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (4.8)$$

Teilt man Gleichung 4.8 beidseitig durch h_{33} , erhält man:

$$\begin{pmatrix} x'/h_{33} \\ y'/h_{33} \\ w'/h_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h'_{11} & h'_{12} & h'_{13} \\ h'_{21} & h'_{22} & h'_{23} \\ h'_{31} & h'_{32} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (4.9)$$

Dann ergibt sich für x'' und y'' :

$$x'' = \frac{x'/h_{33}}{w'/h_{33}} = \frac{x'}{w'}, \quad y'' = \frac{y'/h_{33}}{w'/h_{33}} = \frac{y'}{w'}. \quad (4.10)$$

Das Ergebnis von Gleichung 4.10 entspricht Gleichung 4.6. Daher kann ein von Null verschiedenes Element der Matrix, üblicherweise h_{33} , auf einen festen Wert, beispielsweise 1, normiert werden, ohne die Transformation zu beeinflussen. Dies reduziert die Anzahl der unbekannten Elemente in der Transformationsmatrix H_T von neun auf acht.

Nach Gleichung 4.6 und 4.7 liefert bei der Projektion ein bekanntes Punktpaar (ein Punkt auf der Detektionsebene und der dazugehörige Punkt auf der Sensorebene) zwei Gleichungen. Da acht unbekannte Elemente vorliegen, sind acht Gleichungen notwendig und daher mindestens vier Punktpaare erforderlich, um die Transformationsmatrix H_T zu bestimmen.

Sei (x_i, y_i) und (x''_i, y''_i) ein Punktpaar, dann können nach Gleichung 4.7 zwei Gleichungen aufgestellt werden:

$$x''_i = \frac{h_{11}x_i + h_{12}y_i + h_{13}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} , \quad (4.11)$$

$$y''_i = \frac{h_{21}x_i + h_{22}y_i + h_{23}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} . \quad (4.12)$$

Diese Gleichungen können umgeschrieben werden, sodass sie mit Hilfe der linearen Algebra gelöst werden können. Falls vier Punktpaare gegeben sind, gilt also für das erste Punktpaar $(x_1, y_1) \rightarrow (x''_1, y''_1)$:

$$h_{11}x_1 + h_{12}y_1 + h_{13} - x''_1 h_{31}x_1 - x''_1 h_{32}y_1 - x''_1 h_{33} = 0 , \quad (4.13)$$

$$h_{21}x_1 + h_{22}y_1 + h_{23} - y''_1 h_{31}x_1 - y''_1 h_{32}y_1 - y''_1 h_{33} = 0 . \quad (4.14)$$

Analog dazu gilt für die weiteren drei Punktpaare $(x_2, y_2) \rightarrow (x''_2, y''_2)$, $(x_3, y_3) \rightarrow (x''_3, y''_3)$ und $(x_4, y_4) \rightarrow (x''_4, y''_4)$:

$$h_{11}x_2 + h_{12}y_2 + h_{13} - x''_2 h_{31}x_2 - x''_2 h_{32}y_2 - x''_2 h_{33} = 0 , \quad (4.15)$$

$$h_{21}x_2 + h_{22}y_2 + h_{23} - y''_2 h_{31}x_2 - y''_2 h_{32}y_2 - y''_2 h_{33} = 0 , \quad (4.16)$$

$$h_{11}x_3 + h_{12}y_3 + h_{13} - x''_3 h_{31}x_3 - x''_3 h_{32}y_3 - x''_3 h_{33} = 0 , \quad (4.17)$$

$$h_{21}x_3 + h_{22}y_3 + h_{23} - y''_3 h_{31}x_3 - y''_3 h_{32}y_3 - y''_3 h_{33} = 0 , \quad (4.18)$$

$$h_{11}x_4 + h_{12}y_4 + h_{13} - x''_4 h_{31}x_4 - x''_4 h_{32}y_4 - x''_4 h_{33} = 0 , \quad (4.19)$$

$$h_{21}x_4 + h_{22}y_4 + h_{23} - y''_4 h_{31}x_4 - y''_4 h_{32}y_4 - y''_4 h_{33} = 0 . \quad (4.20)$$

Diese acht Gleichungen (4.13 bis 4.20) können dann in Matrixform ausgedrückt werden:

$$A \cdot h_T = 0 . \quad (4.21)$$

Die Einträge der Matrix A ergeben sich aus den Koordinaten der Punktpaare, während die unbekannten Elemente der Transformationsmatrix im Vektor h_T zusammengefasst werden.

Dabei gilt für A und h_T :

$$A = \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_1 x_1'' & -y_1 x_1'' & -x_1'' \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & 1 & -x_1 y_1'' & -y_1 y_1'' & -y_1'' \\ x_2 & y_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_2 x_2'' & -y_2 x_2'' & -x_2'' \\ 0 & 0 & 0 & x_2 & y_2 & 1 & -x_2 y_2'' & -y_2 y_2'' & -y_2'' \\ x_3 & y_3 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_3 x_3'' & -y_3 x_3'' & -x_3'' \\ 0 & 0 & 0 & x_3 & y_3 & 1 & -x_3 y_3'' & -y_3 y_3'' & -y_3'' \\ x_4 & y_4 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x_4 x_4'' & -y_4 x_4'' & -x_4'' \\ 0 & 0 & 0 & x_4 & y_4 & 1 & -x_4 y_4'' & -y_4 y_4'' & -y_4'' \end{pmatrix}, \quad (4.22)$$

$$h_T = \begin{pmatrix} h_{11} \\ h_{12} \\ h_{13} \\ h_{21} \\ h_{22} \\ h_{23} \\ h_{31} \\ h_{32} \\ h_{33} \end{pmatrix}. \quad (4.23)$$

Da die Transformationsmatrix H_T nur bis auf einen von Null verschiedenen Skalierungsfaktor bestimmt ist, kann Gleichung 4.21 mit geeigneten numerischen Methoden, z. B. mit der Singulärwertzerlegung, gelöst werden. Anschließend kann H_T normiert werden, beispielsweise durch Division aller Matrixelemente durch h_{33} , sodass $h_{33} = 1$ gilt.

Ist die Transformationsmatrix H_T bestimmt, können damit Bildpunkte zwischen Sensorebene und Detektionsebene ineinander überführt werden. Für die spätere Auswertung ist insbesondere die Rückprojektion detektierter Bildpunkte auf die Detektionsebene relevant. Da H_T die Projektion von der Detektionsebene auf die

Sensorebene beschreibt, wird für die Rückprojektion eines detektierten Bildpunktes auf die Detektionsebene die inverse Transformationsmatrix H_T^{-1} verwendet. Ein Bildpunkt (x'', y'') wird dazu zunächst in homogenen Koordinaten dargestellt und anschließend transformiert:

$$\begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \\ \hat{w} \end{pmatrix} = H_T^{-1} \begin{pmatrix} x'' \\ y'' \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (4.24)$$

Aus den erhaltenen homogenen Koordinaten ergeben sich die Koordinaten des Punktes in der Detektionsebene durch Division der ersten beiden Komponenten durch die dritte Komponente:

$$x = \frac{\hat{x}}{\hat{w}}, \quad y = \frac{\hat{y}}{\hat{w}}. \quad (4.25)$$

Der reale Abstand zweier zurückprojizierter Punkte kann anschließend, im vorliegenden Fall für die Windparameterbestimmung, über den euklidischen Abstand in der Detektionsebene berechnet werden. Hierbei ist anzumerken, dass eine Transformationsmatrix nur für eine bestimmte Setup-Konfiguration (Messdistanz, Messwinkel und Brennweite des verwendeten Objektivs) gilt. Für jede Konfiguration müssen die Parameter im Rahmen einer initialen Kalibrierung neu bestimmt werden.

5 Experimentelle Untersuchungen zur Windparameterbestimmung

In diesem Kapitel werden Labormessungen mit dem in Kapitel 4 beschriebenen Versuchsträger behandelt. Zur Windparameterbestimmung wurde der Versuchsträger bei verschiedenen Messdistanzen getestet. Die Messdistanz wurde dabei durch eine Vergrößerung des Abstands zwischen Kamera und Messbereich erhöht. Mit zunehmender Messdistanz wird die Aufnahme auswertbarer Bilder erschwert, da einerseits die in die Kamera einfallende Lichtmenge des Partikelsignals abnimmt und andererseits die Partikel aufgrund ihrer geringen Größe im μm -Bereich schwieriger erfasst werden können. In den folgenden Experimenten wurde daher untersucht, inwieweit durch den Einsatz von Objektiven mit größeren Brennweiten die Ergebnisse verbessert werden können.

Eine weitere Herausforderung stellt der geringe Kontrast zwischen Partikelsignal und Hintergrund dar, der die Detektion der Partikel zusätzlich erschweren kann. Daher werden im späteren Verlauf dieses Kapitels verschiedene Ansätze zum Umgang mit kontrastarmen Aufnahmebedingungen untersucht.

5.1 Partikelgrößen

Zur Validierung des Versuchsträgers werden in diesem Kapitel Messungen unter Laborbedingungen vorgestellt. Zur Abschätzung der in der Luft vorhandenen Partikelgrößen wurde mit einem leicht modifizierten Aufbau zunächst eine Bildanalyse durchgeführt: Dazu wurden in dunkler Umgebung, bei eingeschaltetem

Laser und ausgeschaltetem Windgenerator, Aufnahmen aus naher Distanz mit kurzer Belichtungszeit erstellt und die darauf erkennbaren Partikel ausgewertet. Die Querschnittsfläche des Messbereichs, die von der Kamera aufgenommen wurde, betrug etwa 20 cm^2 , wobei das Messvolumen etwa 28 cm^3 groß war. Aus insgesamt 50 Einzelaufnahmen wurde die mittlere Partikelanzahl bestimmt. Die Durchmesserbereiche wurden aus den im Kamerabild bestimmten Partikelabmessungen abgeleitet. Dazu wurde die Abbildungsvergrößerung des Versuchsaufbaus nach Gleichung A.23 berechnet und zur Rückrechnung der Bildabmessungen auf die scheinbaren Partikeldurchmesser in der Messebene verwendet. Die Herleitung der Beziehung kann in Anhang A.2 nachgelesen werden. Die aus dieser Bildanalyse abgeleiteten Partikelgrößenbereiche sowie die zugehörigen Partikelanzahlen sind in Tabelle 5.1 zusammengefasst.

Tabelle 5.1: Anzahl der Partikel im jeweiligen zurückgerechneten Durchmesserbereich

Durchmesser d_p	Durchschnitt pro Bild	Insgesamt (50 Bilder)
$d_p < 36 \text{ }\mu\text{m}$	9,56	478
$36 \text{ }\mu\text{m} \leq d_p < 90 \text{ }\mu\text{m}$	4,14	207
$90 \text{ }\mu\text{m} \leq d_p < 180 \text{ }\mu\text{m}$	4,08	204
$180 \text{ }\mu\text{m} \leq d_p < 270 \text{ }\mu\text{m}$	2,78	139
$270 \text{ }\mu\text{m} \leq d_p < 360 \text{ }\mu\text{m}$	0,98	49
$360 \text{ }\mu\text{m} \leq d_p < 450 \text{ }\mu\text{m}$	0,26	13
$d_p > 450 \text{ }\mu\text{m}$	0,04	2

Aus Tabelle 5.1 wird deutlich, dass der überwiegende Teil der bildanalytisch erfassten Partikel den kleineren Durchmesserbereichen zugeordnet wird. Gut 80 % der erfassten Partikel liegen im Bereich unterhalb von $180 \text{ }\mu\text{m}$. Mit zunehmendem zugeordnetem Partikeldurchmesser nimmt sowohl die mittlere Anzahl pro Bild als auch die Gesamtanzahl ab.

Weiterhin war zu beobachten, dass die meisten der im Labor vorkommenden Partikel auch ohne aktive Windzufuhr bereits durch leichte Luftströmungen im

Raum bewegt wurden. Sie erschienen häufig als flocken- oder faserartige Strukturen, bei denen kein merklicher Sedimentationseffekt erkennbar war. Dies deutet darauf hin, dass sie aufgrund ihrer großen projizierten Fläche bei vergleichsweise geringer Masse den lokalen Luftbewegungen folgen, sodass ihr aerodynamisch wirksamer Durchmesser kleiner sein kann als die geometrisch beziehungsweise bildanalytisch bestimmte Größe.

Zudem sei hier noch anzumerken, dass das verwendete Analyse-Setup zu einer optischen Überschätzung der Größe führen kann. Im Kamerabild kann durch am Partikel verursachte Beugung und durch Abbildungsunschärfe eine helle Streuhülle entstehen, wodurch das Partikel größer wirkt, obwohl seine geometrischen Abmessungen kleiner ausfallen. Die im Rahmen der Bildanalyse ermittelte Partikelgröße ist daher als rückgerechneter, scheinbarer Partikeldurchmesser zu interpretieren. Aufgrund der Lichtstreuung am Partikel und der dadurch entstehenden Streuhülle im Kamerabild sowie möglicher Abbildungsunschärfe stellt dieser tendenziell eine obere Abschätzung der realen geometrischen Partikelgröße dar. Zusätzlich ist eine Unsicherheit durch die begrenzte räumliche Auflösung und die kanalabhängige Verarbeitung der Systemkamera zu berücksichtigen. Dennoch ist diese Abschätzung wichtig, um die Partikelgrößen für die im weiteren Verlauf betrachteten Messungen grob einordnen zu können. Sie dient unter anderem als Grundlage für die spätere Einschätzung geeigneter Objektivbrennweiten.

5.2 Referenzmessungen

Um die Messergebnisse des Versuchsträgers zu überprüfen, wurden zunächst Referenzwerte verschiedener Anemometer aufgezeichnet und verglichen. Dazu wurden drei Anemometer mit unterschiedlichen Technologien (Flügel-, Hitzdraht- und Ultraschallanemometer) verwendet, um einen Referenzwert für die Windgeschwindigkeit zu ermitteln. Zur Überprüfung der Windrichtung wurde das Ultraschallanemometer verwendet. Die dabei hier angegebene Windrichtung beschreibt den Winkel relativ zu einer festgelegten horizontalen Koordinatenachse im Raum.

Abbildung 5.1 zeigt die Windgeschwindigkeit und die Windrichtung in Abhängigkeit von der Lüfterlast. Zu erkennen ist, dass für die Windgeschwindigkeit die verschiedenen Anemometer leicht unterschiedliche Werte aufweisen. Das Flügelradanemometer lieferte aufgrund des Anlaufwiderstands erst ab 50 % Lüfterlast Messwerte. Um die Ergebnisse vom Versuchsträger mit einem Referenzwert vergleichen zu können, wurde daher in den nachfolgenden Abschnitten der Mittelwert herangezogen (in Abbildung 5.1 als durchgezogene schwarze Kurve zu sehen). Bei der Bildung des Mittelwerts wurde das Flügelradanemometer hier erst ab einer Lüfterlast von 50 % berücksichtigt.

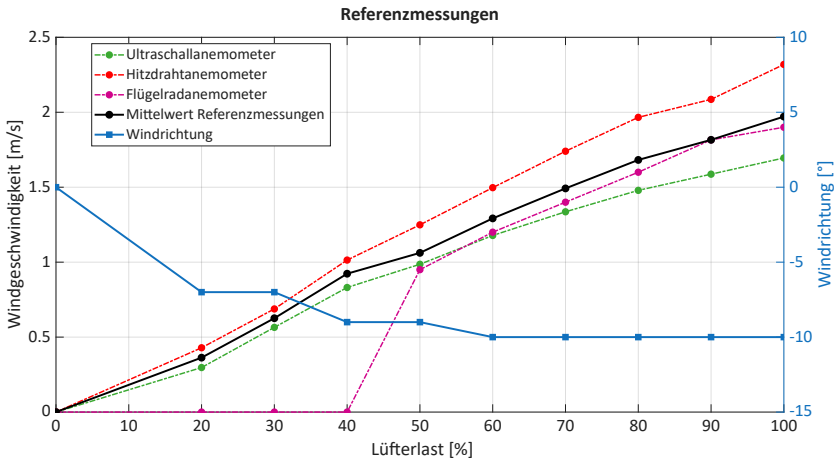


Abbildung 5.1: Referenzmessungen für die Evaluation, durchgeführt mit einem Flügelrad-, Hitzdraht- und Ultraschallanemometer

5.3 Messungen bei verschiedenen Distanzen

In den folgenden Szenarien wurden Messungen unter Laborbedingungen durchgeführt und ausgewertet. Hierfür wurde der in Kapitel 4.2 beschriebene Messaufbau

in einer abgedunkelten Umgebung verwendet. Die Aufnahmen erfolgten aus verschiedenen Messabständen und mit unterschiedlichen Brennweiten. Es wurde untersucht, inwieweit sich die Messqualität bei größeren Messabständen durch den Einsatz längerer Brennweiten verbessern lässt. Für jede einzelne Messung, bestehend aus 20 einzelnen Kameraaufnahmen, wurden Lüfterlasten von 40 %, 60 %, 80 % und 100 % untersucht, die jeweils eine Windgeschwindigkeit repräsentieren, wobei 100 % Lüfterlast einer Windgeschwindigkeit von etwa 2 m/s entspricht. Der Lüfter wurde in einem Winkel von -10° aufgestellt. Zur Einordnung des Versuchsträgers werden die von der Software berechneten Windparameter mit den Windparametern verglichen, die bei der Referenzmessung mit den herkömmlichen Anemometern ermittelt wurden. Aus der Differenz zwischen beiden Messwerten wird die Messabweichung bestimmt. Ergänzend dazu wird die Anzahl der von der Software detektierten Partikel betrachtet, wobei jedes detektierte Pulsmuster als ein Partikel definiert wurde. Die Detektionsrate wurde als

$$D = \frac{n_p}{n_{\text{gesamt}}} \cdot 100 \% \quad (5.1)$$

festgelegt, wobei n_p die Anzahl der Bilder mit erkannten Partikeln und n_{gesamt} die Gesamtzahl der aufgenommenen Bilder ist. Die hier gezeigten Auswertungen basieren auf den in der eigenen Veröffentlichung [70] beschriebenen Untersuchungen.

Messdistanz von 375 mm

Als Ausgangspunkt wurden zunächst Messungen aus kurzer Distanz bei einem Abstand von 375 mm und einer Brennweite von 70 mm durchgeführt. Die von der Software des Versuchsträgers berechneten Windgeschwindigkeiten und Windrichtungen sind zusammen mit den Referenzwerten in Abbildung 5.2 dargestellt. Die berechneten Werte sind blau, die Referenzwerte pink gekennzeichnet.

Für die Windgeschwindigkeit lag die relative Abweichung über alle betrachteten Lüfterlasten unter 10 %. Im Mittel ergab sich über die Lüfterlasten eine relative

Abweichung von 3,77 %. Die mittlere Standardabweichung betrug etwa 17 % und nahm mit steigender Windgeschwindigkeit tendenziell zu.

Auch die Windrichtung konnte bei dieser Messdistanz gut erfasst werden. Die mittlere absolute Abweichung betrug 2° , während die mittlere Standardabweichung bei $18,94^\circ$ lag. Bei den Messungen im Abstand von 375 mm wurden im Mittel 52,5 Partikel detektiert, wobei die durchschnittliche Detektionsrate 80 % betrug.

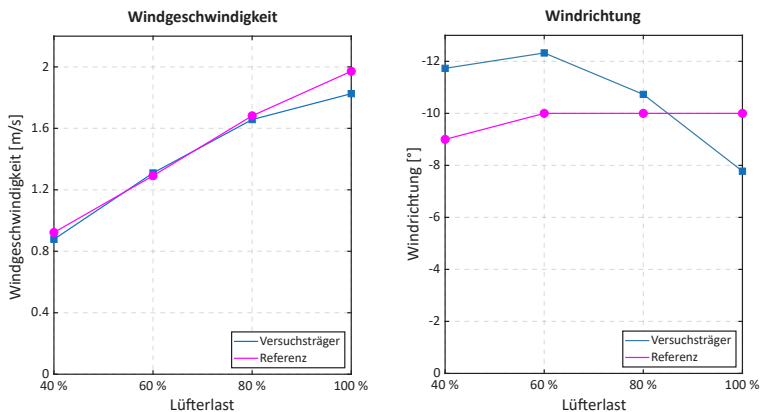


Abbildung 5.2: Gemessene Windgeschwindigkeit und Windrichtung mit einer Brennweite von 70 mm bei einem Messabstand von 375 mm

Messdistanz von 1875 mm

Im nächsten Schritt wurde der Abstand der Kamera zum Messbereich auf 1875 mm vergrößert. Dabei wurden Kameraobjektive mit Brennweiten von 70 mm, 180 mm und 300 mm verwendet. Im Folgenden sind für jede Brennweite die gemittelten Werte über die verwendeten Lüfterlasten (40 %, 60 %, 80 % und 100 %) aufgeführt. Die Ergebnisse für einen Messabstand von 1875 mm sind in Abbildung 5.3 dargestellt.

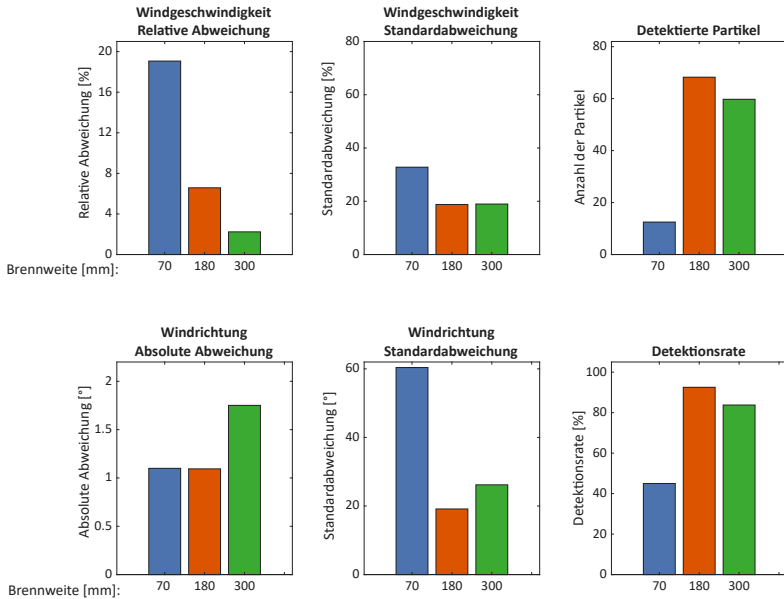


Abbildung 5.3: Auswertung der Messungen bei einer Messdistanz von 1875 mm: mittlere Abweichungen und Standardabweichungen sowie detektierte Partikelanzahl und Detektionsrate für verschiedene Brennweiten

Bei der Windgeschwindigkeit war zu beobachten, dass die mittlere Abweichung hier im Vergleich zu der Messung bei einer Messdistanz von 375 mm bei gleicher Brennweite zugenommen hat. Die mittlere Abweichung wurde jedoch kleiner, wenn eine größere Brennweite verwendet wurde. Dieses Verhalten ist auch bei der Standardabweichung der Windgeschwindigkeit zu beobachten. Für die Windrichtung zeigten sich ähnliche mittlere absolute Abweichungen, jedoch mit einer höheren mittleren Standardabweichung bei einer Brennweite von 70 mm. Es fällt auf, dass mit einer größeren Brennweite auch die Anzahl der detektierten Partikel in den Bildern zunahm. So weisen die Messungen mit den Brennweiten 180 mm und 300 mm höhere Detektionsraten und eine größere durchschnittliche Anzahl detektierter Partikel auf als die Messungen mit einer Brennweite von 70 mm. Dies ist darauf zurückzuführen, dass Objektive mit größerer Brennweite bei gleicher

Messdistanz eine größere Abbildung der Partikel auf dem Sensor ermöglichen, wodurch auch kleinere Luftpartikel besser erfasst werden können.

Messdistanz von 3750 mm

Der Messabstand wurde im nächsten Schritt auf 3750 mm erhöht. Die Messergebnisse sind in Abbildung 5.4 zusammengefasst. Analog zur Messdistanz von 1875 mm sind für jede Brennweite die über die verwendeten Lüfterlasten gemittelten Werte dargestellt.

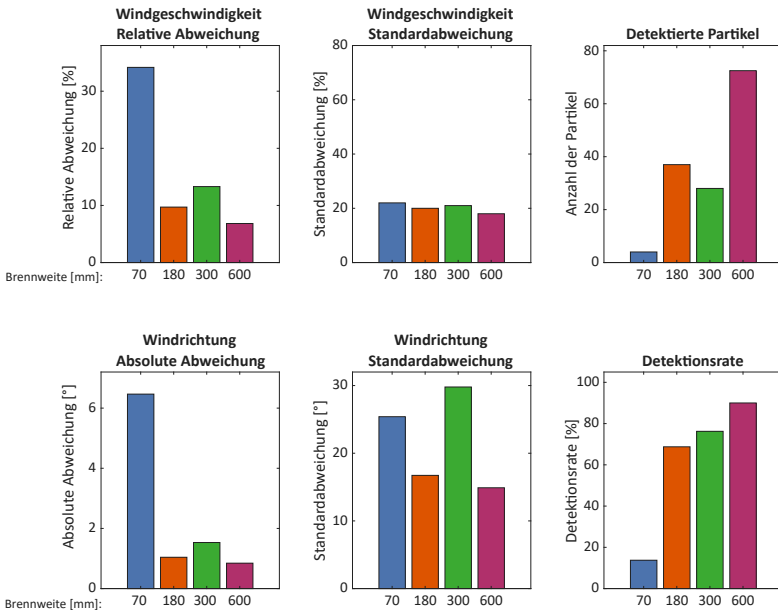


Abbildung 5.4: Auswertung der Messungen bei einer Messdistanz von 3750 mm: mittlere Abweichungen und Standardabweichungen sowie detektierte Partikelanzahl und Detektionsrate für verschiedene Brennweiten

Bei einer vergleichbaren Standardabweichung von etwa 20 % liegt die mittlere relative Abweichung der Windgeschwindigkeit bei einer Brennweite von 70 mm

mit 34,17 % deutlich über den Abweichungen bei größeren Brennweiten. Bei einer Brennweite von 600 mm konnte z. B. eine mittlere relative Abweichung von 6,84 % erreicht werden. Im Verhältnis zur Messdistanz ist die Brennweite von 70 mm kurz, sodass die Partikel auf den Bildern deutlich kleiner abgebildet werden und die Segmentierung in der Bildverarbeitung erschwert wird. Hinzu kommt der Quantisierungsfehler bei der Verarbeitung der Bildpixel. Dies wirkt sich auch auf die Windrichtungsbestimmung aus: Bei einer Brennweite von 70 mm konnte eine durchschnittliche absolute Abweichung von $6,47^\circ$ erzielt werden, während bei einer Brennweite von 600 mm eine durchschnittliche absolute Abweichung von $0,85^\circ$ erreicht werden konnte. Außerdem ist zu beobachten, dass mit zunehmender Brennweite die durchschnittliche Anzahl der Partikel und die Detektionsrate tendenziell zunahm. Wie bereits bei der Messdistanz von 1875 mm lässt sich dies darauf zurückführen, dass kleinere Partikel bei größeren Brennweiten besser im Bild erfasst werden können.

Zusammenfassung

Insgesamt lieferten die Messungen unter den untersuchten Laborbedingungen für die betrachteten Messdistanzen grundsätzlich gute Ergebnisse. Bei der kurzen Messdistanz von 375 mm konnten die Windgeschwindigkeit und die Windrichtung mit geringen mittleren Abweichungen gegenüber den Referenzmessungen bestimmt werden. Auch bei größeren Messabständen konnten gute Ergebnisse erzielt werden. Wichtig ist hierbei jedoch die Wahl einer entsprechend längeren Brennweite bei größerer Messdistanz. Dadurch werden die Partikel größer auf dem Sensor abgebildet, wodurch sich die Detektion grundsätzlich verbessert. Dies zeigte sich insbesondere bei den Messdistanzen von 1875 mm und 3750 mm, bei denen mit größeren Brennweiten tendenziell eine höhere Anzahl detektierter Partikel, höhere Detektionsraten sowie geringere Abweichungen der bestimmten Windparameter erreicht wurden. Die Messungen verdeutlichen damit, dass die Wahl der Brennweite ein wesentlicher Einflussfaktor für die erreichbare Messqualität ist.

Es sei hierbei noch anzumerken, dass die beobachteten Standardabweichungen nicht ausschließlich als Streuung des Messsystems selbst zu interpretieren sind. Sie enthalten zusätzlich Einflüsse der Versuchsrandbedingungen, insbesondere Schwankungen der vom Windgenerator erzeugten Strömung. Trotz der Verwendung eines Gleichrichters kann nicht von einer vollständig konstanten und homogenen Strömung ausgegangen werden. Restverwirbelungen, zeitliche Schwankungen der Windgeschwindigkeit sowie Störströmungen im Labor können die Einzelmessungen beeinflussen und somit zu einer erhöhten Streuung beitragen. Gleichzeitig bildet eine solche Strömung ein realitätsnäheres Szenario als ein ideal vollständig gerichteter und homogener Luftstrom.

Weiterhin ist zu berücksichtigen, dass bei dem hier verfolgten Ansatz ohne aktive Partikelzugabe tendenziell eine geringere Partikelanzahl zur Verfügung steht als bei klassischen Messungen mit gezielt eingebrachten Tracerpartikeln. Dadurch können weniger Partikel für die Berechnung der Windparameter herangezogen werden, was insbesondere bei inhomogenen Strömungen, Verwirbelungen oder turbulenten Anteilen nachteilig sein kann, da eine größere Anzahl gültiger Partikel eine robustere statistische Auswertung ermöglicht. Gleichzeitig kann die geringere Partikeldichte jedoch auch vorteilhaft sein, da Überlagerungen, Kreuzungen von Partikelspuren sowie gegenseitige Beeinflussungen benachbarter Partikelspuren bei der Detektion seltener auftreten. Auch unter der Randbedingung, dass hier keine aktiven Tracerpartikel zugegeben wurden, zeigten die Messungen, dass mit den natürlich vorhandenen Luftpartikeln unter den betrachteten Laborbedingungen verwertbare und grundsätzlich gute Ergebnisse erzielt werden konnten.

5.4 Messungen unter kontrastarmen Bedingungen

Um den Versuchsträger auch bei geringem Signal-zu-Hintergrund-Kontrast zu testen, wurden Messungen unter eingeschalteter Deckenbeleuchtung in einem ausgeleuchteten Labor durchgeführt. Dabei erfolgten die Messungen bei Abständen von 375 mm und 1125 mm sowie einer Lüfterlast von 40 %. Für die kürzere

Distanz wurde eine Brennweite von 70 mm verwendet, während für die größere Distanz sowohl 70 mm als auch 180 mm zum Einsatz kamen. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.5 dargestellt.

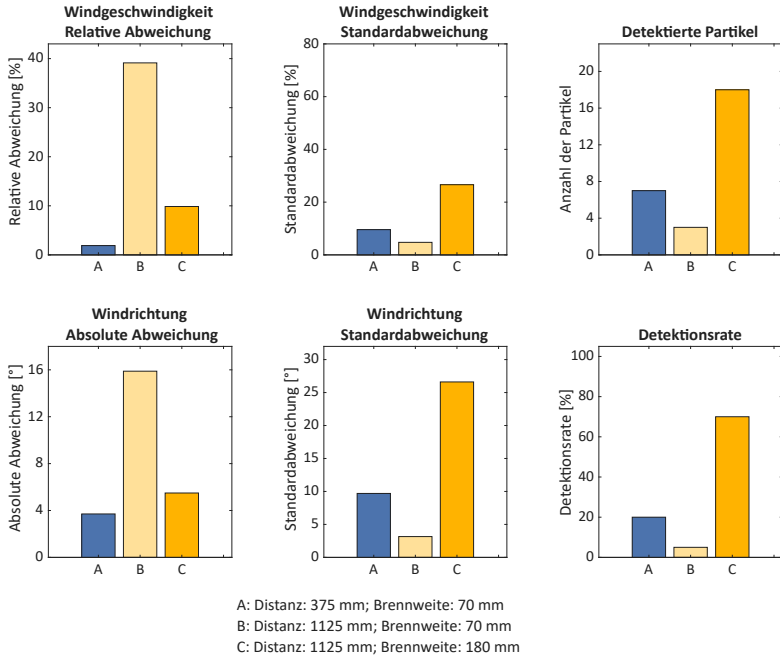


Abbildung 5.5: Evaluierungswerte (Partikelanzahl, Detektionsrate, Windgeschwindigkeit, Windrichtung) in Abhängigkeit von Messdistanz und Brennweite unter kontrastarmen Bedingungen

Es zeigte sich, dass Messungen bei naher Distanz (375 mm) auch in heller Umgebung möglich sind und gute Resultate liefern können. Allerdings führt der geringere Kontrast der Aufnahmen dazu, dass im Vergleich zu Messungen in dunkler Umgebung weniger Partikel detektiert werden. Mit zunehmendem Abstand wird die Partikelerkennung schwieriger, weshalb eine größere Brennweite erforderlich ist. Dies zeigt sich insbesondere bei einer Messdistanz von 1125 mm und einer Brennweite von 70 mm, bei der nur einzelne Partikel detektiert wurden und große

Abweichungen auftraten. Die dabei vergleichsweise geringe Standardabweichung ist auf die sehr geringe Anzahl detektierter Partikel zurückzuführen, deren Auswertung ähnlich stark abweichende Ergebnisse lieferte. Bei der Verwendung einer Brennweite von 180 mm konnten bei gleicher Messdistanz erneut mehr Partikel detektiert und gute Ergebnisse in Bezug auf Windgeschwindigkeit und -richtung erzielt werden, jedoch wiesen diese eine größere Streuung auf als die Messungen bei kurzer Distanz.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass aufgrund des kontrastärmeren Hintergrunds die Partikeldetektion erschwert ist, was zu einer geringeren Partikelanzahl und einer niedrigeren Detektionsrate im Vergleich zu dunklen Bedingungen führt. Bei den hier untersuchten Messdistanzen konnten dennoch gute Ergebnisse erzielt werden. Mit zunehmender Messdistanz musste die Brennweite jedoch entsprechend erhöht werden, um die Partikel ausreichend groß auf dem Sensor abzubilden.

5.5 Einfluss der Brennweite

Die vorherigen Messungen in Kapitel 5.3 und Kapitel 5.4 zeigen, dass die Wahl der Brennweite einen wesentlichen Einfluss auf die Partikeldetektion und damit auf die Berechnung der Windparameter hat. Bei kleiner Brennweite werden die Partikel und die daraus entstehenden Partikelstreifen nur klein auf dem Sensor abgebildet, wodurch die Detektion erschwert wird. Eine größere Brennweite führt hingegen zu einer größeren Abbildung und kann dadurch die Partikeldetektion verbessern. Gleichzeitig verringert sich dadurch jedoch das Sichtfeld der Kamera, während eine kleinere Brennweite ein größeres Sichtfeld und damit die Erfassung eines größeren Messbereichs ermöglicht.

Aus den bisherigen Messungen lässt sich erkennen, dass zur Erhöhung der Anzahl detektierter Partikel tendenziell eine größere Brennweite erforderlich ist. Dies lässt sich dadurch erklären, dass insbesondere kleinere Partikel bei größerer Brennweite auf dem Kamerasensor größer abgebildet und dadurch zuverlässiger

detektiert werden können. Da kleinere Partikel in der Luft häufig einen großen Anteil der vorhandenen Partikel ausmachen, stehen dadurch mehr Partikel für die Windparameterbestimmung zur Verfügung.

Es sei hier jedoch kurz angemerkt, dass die Brennweite bei einer gegebenen Messdistanz nicht beliebig erhöht werden kann, wenn die Partikel weiterhin scharf auf dem Kamerasensor abgebildet werden sollen. Wird die Kamera vereinfacht durch eine dünne Linse beschrieben, ergibt sich bei festem Abstand D_K zwischen Partikel und Sensor aus der Abbildungsgleichung die Bedingung $f \leq D_K/4$. Diese Bedingung folgt aus der in Anhang A.2 hergeleiteten Beziehung für die Abbildungsvergrößerung M_{Li} nach Gleichung A.23.

Des Weiteren war in den Messungen grundsätzlich zu beobachten, dass gute Ergebnisse in der Bildverarbeitung erzielt werden können, wenn der abgebildete Partikeldurchmesser mindestens etwa drei bis vier Pixel beträgt. Zur groben Abschätzung der Brennweite f kann über den Abbildungsmaßstab

$$M_{Li} = \frac{b}{g} = \frac{d_{p,px} \cdot s_{px}}{d_p} \quad (5.2)$$

mit der Bildweite b und der Gegenstandsweite g ein Zusammenhang zwischen der Brennweite f , der Messdistanz D_K , der Partikelgröße d_p in der Messebene, der abgebildeten Partikelgröße $d_{p,px}$ in Pixeln sowie dem Pixelpitch s_{px} des Kamerasensors hergestellt werden. Durch Umformung (siehe Anhang A.2) ergibt sich daraus:

$$f = D_K \cdot \frac{M_{Li}}{(1 + M_{Li})^2} \quad (5.3)$$

Ist die angestrebte Messdistanz bekannt, kann somit für eine festgelegte Mindestgröße der zu beobachtenden Partikel (hier bezogen auf die in Kapitel 5.1 eingeführte rückgerechnete Partikelgröße) eine abgeschätzte Mindestbrennweite bestimmt werden.

Unter kontrastarmen Bedingungen ist jedoch zusätzlich zu berücksichtigen, dass ein geringerer Signal-zu-Hintergrund-Kontrast die Partikelerkennung erschwert.

Daher können unter solchen Bedingungen größere Brennweiten vorteilhaft sein, da sie zu einer größeren Abbildung der Partikel auf dem Sensor führen.

5.6 Vergleich von verschiedenen Methodikansätzen

Kapitel 5.3 hat gezeigt, dass die Bildverarbeitung und die Bestimmung der Windparameter mit dem Versuchsträger in dunkler Umgebung grundsätzlich gute Ergebnisse liefern. Aufnahmen unter Beleuchtung stellen eine Herausforderung dar, da der Kontrast zwischen den Partikeln und dem Hintergrund abnimmt, was die Erkennbarkeit der Partikel reduziert. Dies wirkt sich nachteilig auf die Detektionsleistung aus. In diesem Abschnitt werden verschiedene Methoden hinsichtlich ihrer Leistungsfähigkeit bei der Analyse von Aufnahmen unter kontrastarmen Bedingungen systematisch verglichen.

Hierfür wurde ein Datensatz ausgewählter Bilder erstellt, der bewusst unterschiedliche und auch anspruchsvollere Aufnahmebedingungen umfasst. Dadurch soll geprüft werden, wie robust die untersuchten Methoden gegenüber variierenden Messdistanzen, Hintergründen und Kontrastverhältnissen sind. Die Messdistanzen variieren zwischen 375 mm und 1875 mm. Als Hintergründe wurden graue und farbige Flächen sowie natürliche Szenen mit Wolken und Wäldern verwendet. Zwei Beispielaufnahmen sind hierzu im Anhang in den Abbildungen A.2 und A.3 zu sehen. Die in Kapitel 4.2.3 erläuterten Methoden werden auf diesen Datensatz angewendet, und die Ergebnisse werden im Folgenden miteinander verglichen und analysiert.

5.6.1 Verhältnis zwischen Signal und Hintergrund

Zur Analyse der Partikeldetektion bei geringem Kontrast wird ein Verhältnis zwischen Signal und Hintergrund eingeführt. Dieses Maß quantifiziert die durchschnittliche Helligkeit der Partikel im Verhältnis zur durchschnittlichen Helligkeit

ihrer unmittelbaren Umgebung in der ursprünglichen Aufnahme. Der Wert liefert somit eine Grundlage, um die Bedingungen zu bestimmen, unter denen Partikelstreifenpaare noch detektiert werden konnten.

Die Berechnung basiert auf den durchschnittlichen Helligkeitswerten der Umgebungspixel h_{Umgebung} sowie der Partikelstreifen h_{Partikel} und wird durch die folgende Gleichung beschrieben:

$$h_c = \frac{h_{\text{Partikel}}}{h_{\text{Umgebung}}} . \quad (5.4)$$

Abbildung 5.6 zeigt beispielhaft die Maskenbildung zur Bestimmung des h_c -Wertes an einem Partikelstreifenpaar. Zur Ermittlung der Helligkeit des Signals h_{Partikel} wird eine Maske verwendet, die den Bereich der Partikelstreifen umfasst. Diese Maske wird auf das Bild angewendet, um die relevanten Pixel zu isolieren. Der Mittelwert der isolierten Pixel repräsentiert den Helligkeitswert der Partikelstreifen.

Für die Berechnung der Umgebungshelligkeit h_{Umgebung} wird ein angepasstes Maskierungsverfahren verwendet, das die Helligkeitswerte der Pixel in der unmittelbaren Umgebung der Partikelstreifen isoliert. Dazu wird zunächst eine Ellipse um die detektierten Partikelstreifen gelegt. Danach wird die Maske der Partikelstreifen aus dieser Ellipse entfernt. Das Ergebnis ist eine Umgebungsmaske, die jene Pixel erfasst, die um die Partikel herumliegen.

Diese Umgebungsmaske wird anschließend auf das Bild angewendet, um die relevanten Umgebungspixel zu extrahieren. Der Mittelwert der Helligkeitswerte dieser Pixel repräsentiert schließlich den Umgebungshelligkeitswert h_{Umgebung} .

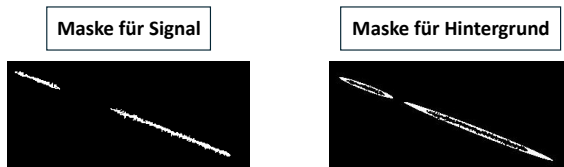


Abbildung 5.6: Beispielhafte Darstellung der Signal- und Hintergrundmaske zur Bestimmung des h_c -Wertes

5.6.2 Einordnung der Methodikansätze

In diesem Kapitel werden die in Kapitel 4.2.3 vorgestellten Verfahren systematisch gegenübergestellt: die referenzbildbasierte Differenzmethode, die Canny-Methode und die HSV-Methode. Da der Einsatz eines Tiefpasses sowohl Vor- als auch Nachteile für die Partikeldetektion mit sich bringen kann, wurde für die referenzbildbasierte Differenzmethode jeweils ein Ansatz mit und ohne Tiefpass untersucht. Bei der Canny-Methode wurde der Tiefpass nicht separat angewendet, da die entsprechende Glättung bereits ein Schritt in der Kantendetektion ist. Bei der Auswertung wurden nicht nur die berechneten Abweichungen der Windgeschwindigkeit und der Windrichtung verglichen, sondern auch die Anzahl der erkannten Partikel sowie der oben eingeführte h_c -Wert als Maß für die Aufnahmebedingungen berücksichtigt.

Betrachtet man die Gesamtergebnisse in Tabelle 5.2, zeigt sich, dass der Ansatz der referenzbildbasierten Differenzmethode im Verhältnis zu den anderen Methoden eine hohe Anzahl an auswertbaren Partikelstreifenpaaren identifizieren konnte. Zu erkennen ist, dass die durchschnittlichen h_c -Werte der referenzbildbasierten Differenzmethoden die niedrigsten Werte aufweisen. Dies deutet darauf hin, dass der Differenzansatz auch bei kontrastarmen Partikelstreifenpaaren eine vergleichsweise gute Detektierbarkeit ermöglicht. Die referenzbildbasierte Differenzmethode ohne Verwendung von einem Tiefpass wies außerdem die geringste relative Abweichung bei der Berechnung der Windgeschwindigkeit auf. Unter Verwendung von einem Tiefpass ließen sich zwar mehr Partikel aus den Bildern extrahieren, jedoch fällt die berechnete relative Abweichung der Windgeschwindigkeit etwas höher aus als ohne Filter. Der Tiefpass kann dazu beitragen, Bildrauschen zu unterdrücken. Gleichzeitig kann die Glättung jedoch auch die Konturen der Partikelstreifen beeinflussen, wodurch die anschließende Bestimmung von Länge und Mittelpunkt geringfügig verändert werden kann.

Die Canny-Methode wies zwar eine geringere Anzahl an erkannten Partikeln auf, lieferte jedoch ebenfalls gute Ergebnisse. Die HSV-Methode, die auf einem farbbasierten Ansatz zur Trennung von Partikeln und Hintergrund basiert, erwies sich bei geringem Signal-Hintergrund-Kontrast hingegen als weniger robust. Da sich

Tabelle 5.2: Vergleich der untersuchten Methoden zur Partikeldetektion und Windparameterbestimmung

Vergleichskriterium	Einheit	Methode			
		Diff.	Diff.+TP	Canny	HSV
Anzahl erkannter Partikel	-	65	86	24	14
Relative Abweichung (WG)	%	14,062	18,357	17,698	48,574
Standardabweichung (WG)	%	10,870	13,767	12,141	26,883
Absolute Abweichung (WR)	°	7,314	6,499	8,835	8,428
Standardabweichung (WR)	°	6,474	6,009	7,329	9,148
Mittleres h_c	-	1,107	1,100	1,176	1,186
Minimales h_c	-	1,027	1,020	1,049	1,112

WG = Windgeschwindigkeit, WR = Windrichtung, Diff. = Differenzmethode, TP = Tiefpass

die Bildwerte von Partikelsignal und Hintergrund in solchen Fällen nur geringfügig unterscheiden, wird eine farbbasierte Trennung erschwert. Im vorliegenden Fall zeigte die HSV-Methode daher in den meisten betrachteten Bereichen die schwächsten Ergebnisse.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die referenzbildbasierten Differenzmethoden ohne und mit Tiefpass im vorliegenden Fall als die ausgewogensten Varianten bewertet werden können, da sie eine hohe Anzahl an Partikeln detektieren und gleichzeitig geringere Abweichungen aufweisen. Die niedrigen h_c -Werte deuten zudem darauf hin, dass diese auch bei kontrastarmen Partikeln eine geeignete Detektion ermöglichen können. Auch die Canny-Methode erweist sich als vielversprechender Ansatz, da sie kein Referenzbild erfordert. Weicht das Referenzbild vom Messbild ab, kann die Genauigkeit der referenzbildbasierten Differenzmethode beeinträchtigt werden. In solchen Fällen stellt die Canny-Methode eine geeignete Alternative dar.

5.7 Weitere Erweiterungsmöglichkeiten

Die Untersuchungen haben gezeigt, dass Bilder unter kontrastarmen Bedingungen eine Herausforderung für die Detektion darstellen können. Um die Detektionsmöglichkeiten zu verbessern, sind kontrastreichere Verhältnisse zwischen Signal und Hintergrund in den Aufnahmen erstrebenswert. Eine naheliegende Methode besteht darin, die Laserleistung zu erhöhen, wodurch das Signal verstärkt wird. Allerdings ist diese Maßnahme nicht nur meist mit höheren Kosten verbunden, sondern erfordert auch eine sorgfältige Berücksichtigung der zusätzlichen Sicherheitsmaßnahmen. In diesem Kapitel sollen ein paar Erweiterungsmöglichkeiten diskutiert werden, die das System zur Verbesserung beitragen können.

5.7.1 Bandpassfilter

Eine Herangehensweise zur Verbesserung der Detektion besteht darin, den Hintergrund gezielt weiter zu unterdrücken. In diesem Zusammenhang wird in diesem Abschnitt der Einfluss eines Bandpassfilters auf die Partikeldetektion sowie das Verhältnis der Partikelhelligkeit zum Hintergrund (beschrieben durch den h_c -Wert) untersucht. Für die Analyse wurden Versuche durchgeführt, bei denen unter gleichen Kameraeinstellungen jeweils 20 Aufnahmen vor einem Wolkenhintergrund und vor einem Waldhintergrund angefertigt wurden, jeweils mit und ohne Bandpassfilter. Dabei kam ein Bandpassfilter mit einer Halbwertsbreite von 55 nm um die verwendete Wellenlänge 532 nm zum Einsatz. Die Ergebnisse sind in Tabelle 5.3 dargestellt. Für die Analyse wurden die referenzbildbasierte Differenzmethode und die Canny-Methode herangezogen.

Zunächst wird der Einsatz eines Bandpassfilters in Bildern mit Wolkenhintergrund betrachtet. Aus den Werten in Tabelle 5.3 lässt sich erkennen, dass der Einsatz eines Bandpassfilters zu einer höheren Anzahl detektierter Partikel führte. Bei beiden Methoden konnten mit Bandpassfilter mehr Partikel detektiert werden als ohne Bandpassfilter (bis zu vier zusätzliche Partikel). Auch der mittlere h_c -Wert lag durch den Einsatz des Bandpassfilters höher als ohne Filter. Daraus lässt sich

Tabelle 5.3: Vergleich der Partikeldetektion und h_c -Werte mit und ohne Bandpassfilter bei Wald- und Wolkenhintergrund

Vergleichskriterium	Hintergrund	BP	Diff.	Canny
Partikelanzahl	Wald	nein	1	0
Partikelanzahl	Wald	ja	1	1
Partikelanzahl	Wolke	nein	2	1
Partikelanzahl	Wolke	ja	5	5
Mittlerer h_c -Wert	Wald	nein	1,091	-
Mittlerer h_c -Wert	Wald	ja	1,083	1,083
Mittlerer h_c -Wert	Wolke	nein	1,054	1,076
Mittlerer h_c -Wert	Wolke	ja	1,236	1,236

BP = Bandpassfilter, Diff. = Differenzmethode

ableiten, dass der Bandpassfilter die Detektion von Partikelstreifenpaaren unter den betrachteten Bedingungen unterstützen konnte.

Die Ergebnisse für den Waldhintergrund mit überwiegend grünen Bildbereichen zeigen, dass die Anzahl der detektierten Partikel bei der referenzbildbasierten Differenzmethode unverändert blieb, während sie sich bei der Canny-Methode durch den Einsatz des Bandpassfilters um eins erhöhte. Bei der Differenzmethode lagen die mittleren h_c -Werte mit und ohne Bandpassfilter in einer ähnlichen Größenordnung. Insgesamt deutet dies darauf hin, dass der Einsatz des vorliegenden Bandpassfilters bei Waldaufnahmen nur einen geringen Einfluss auf die Ergebnisse hatte.

Die Ergebnisse zeigen, dass der Einsatz eines Bandpassfilters zu verbesserten Resultaten führen kann, insbesondere wenn der Hintergrund einen vergleichsweise geringen spektralen Anteil im Durchlassbereich des Filters aufweist. Bei Hintergründen mit vergleichsweise höherem Grünanteil im Durchlassbereich, wie bei Waldaufnahmen, hat der Bandpassfilter hingegen nur einen geringen Einfluss auf die Ergebnisse. Durch die Verwendung eines Bandpassfilters mit engerem Durchlassbereich wäre tendenziell eine weitere Verbesserung der Detektion zu erwarten,

da der breitbandige Hintergrund stärker unterdrückt werden kann, während das schmalbandige Partikelsignal im Bereich der Laserwellenlänge weitgehend erhalten bleibt.

Zur allgemeinen theoretischen Beschreibung dieses Effekts wird im Folgenden betrachtet, welcher Anteil der spektralen Hintergrundleistung durch einen Bandpassfilter auf einen Sensor gelangt. Unter der Annahme eines idealen rechteckförmigen Bandpassfilters mit vollständiger Transmission im Durchlassbereich und vollständiger Sperrung außerhalb des Durchlassbereichs ergibt sich die übertragene Leistung nach [71] zu

$$P_{BP} = \int_{\lambda_{F,1}}^{\lambda_{F,2}} \eta_{QE}(\lambda) \Phi(\lambda) d\lambda . \quad (5.5)$$

Dabei beschreibt $\Phi(\lambda)$ die spektrale Eingangsleistung und $\eta_{QE}(\lambda)$ die wellenlängenabhängige Quanteneffizienz des Sensors. Die Grenzen $\lambda_{F,1}$ und $\lambda_{F,2}$ geben den Durchlassbereich des idealisierten Bandpassfilters an.

Für eine theoretische Abschätzung des Einflusses eines idealisierten Bandpassfilters auf einen Hintergrund wird der mit Bandpassfilter verbleibende Hintergrundanteil mit dem ohne Bandpassfilter erfassten Hintergrundanteil verglichen. Unter diesen Annahmen ergibt sich für den verbleibenden Anteil der Hintergrundbeleuchtung

$$u = \frac{\int_{\lambda_{F,1}}^{\lambda_{F,2}} \Phi_H(\lambda) \eta_{QE}(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_{Sys,1}}^{\lambda_{Sys,2}} \Phi_H(\lambda) \eta_{QE}(\lambda) d\lambda} , \quad (5.6)$$

wobei $\lambda_{Sys,1}$ und $\lambda_{Sys,2}$ die Grenzen des idealisierten rechteckförmigen spektralen Durchlassbereichs des betrachteten Systems oder des betrachteten Kanals darstellen. Innerhalb dieses Bereichs wird eine vollständige Transmission und außerhalb dieses Bereichs eine vollständige Sperrung angenommen.

5.7.2 Verwendung von künstlicher Intelligenz als Hilfsmittel

Eine weitere Möglichkeit, die Detektion zu vereinfachen, besteht darin, den relevanten Bildbereich vorab durch einen KI-gestützten Algorithmus weiter einzugrenzen. Dazu sollen KI-basierte Algorithmen die Zielbereiche finden, in denen Partikelstreifen enthalten sind. Um die Eignung dieser Algorithmen zur Detektion von Partikeln zu evaluieren, wurden YOLOv8-Netzwerke trainiert. Dank des Einzeldurchlaufprinzips von YOLO (vgl. Kapitel 3.5.2) kann eine schnelle Analyse der Bilddaten erfolgen, was insbesondere für eine spätere Echtzeitverarbeitung von Bedeutung ist.

Das Ziel der entwickelten KI ist es, die auf den Aufnahmen enthaltenen Partikelstreifen zu detektieren. Für Training, Validierung und Test wurden Bilder aus realen Labormessungen verwendet, die sowohl kontrastarme als auch kontrastreiche Aufnahmebedingungen umfassen. Während Validierungs- und Testdaten ausschließlich aus realen Messaufnahmen bestanden, wurde zusätzlich untersucht, inwiefern sich die Einbindung synthetischer Bilder (siehe Kapitel 4.4.2) in den Trainingsdatensatz auf die Detektionsleistung der KI auswirkt. Dazu wurden fünf verschiedene Modelle trainiert, die sich in der Zusammensetzung ihrer Trainingsdatensätze unterscheiden. Ausgehend von 200 verfügbaren Bildern aus realen Messungen wurde untersucht, ob und in welchem Umfang eine Ergänzung des Trainingsdatensatzes durch synthetische Bilder die Detektionsleistung verbessert. Die Modelle unterscheiden sich daher in der Zusammensetzung ihrer Trainingsdatensätze aus Bildern realer Messungen und synthetischen Bildern. Die fünf trainierten Modelle werden als „Modell 0“, „Modell 25“, „Modell 50“, „Modell 75“ und „Modell 100“ bezeichnet. Der Modellname entspricht dabei dem prozentualen Anteil realer Messbilder im Trainingsdatensatz. Beispielsweise basiert „Modell 0“ ausschließlich auf synthetischen Bildern (0 % reale Messbilder), während „Modell 50“ aus 50 % realen Messbildern und 50 % synthetischen Bildern besteht. Im Gegensatz dazu enthält „Modell 100“ ausschließlich reale Messbilder und keine synthetischen Ergänzungen. Die Aufteilung der Datensätze ist in Tabelle 5.4 dargestellt.

Tabelle 5.4: Aufteilung der Bilddatensätze für Training, Validierung und Test der verschiedenen Modelle

	Modell 0	Modell 25	Modell 50	Modell 75	Modell 100
Trainingsdatensatz	1500	800	400	267	200
Validierungsdatensatz	30	30	30	30	30
Testdatensatz	30	30	30	30	30

Werden die Modelle auf den Testdatensatz angewendet, ergeben sich die in Tabelle 5.5 gezeigten Ergebnisse für die mAP-Metriken. Es ist ersichtlich, dass Modell 50 die besten Werte in mAP_{50} und $mAP_{50:95}$ erzielt. Bei der toleranteren Metrik mAP_{50} erreicht Modell 50 mit 0,9177 den höchsten Wert und verbessert sich gegenüber Modell 0 (0,3639) deutlich. Auch bei der strengerer Kennzahl $mAP_{50:95}$, die die Lokalisierungsgenauigkeit stärker gewichtet, liegt Modell 50 mit 0,4691 an der Spitze. Gegenüber Modell 100, das ausschließlich reale Messdaten verwendet, weist Modell 50 ebenfalls in beiden Metriken bessere Werte auf. Dies zeigt, dass im vorliegenden Fall die Kombination synthetischer und realer Messdaten eine Verbesserung der Erkennungsleistung bewirken konnte. Die Nutzung synthetischer Daten stellt damit eine geeignete Strategie dar, um begrenzte Verfügbarkeiten realer Messdaten zu kompensieren und die Detektion von Partikelstreifen unter variierenden Aufnahmebedingungen zu unterstützen. Abbildung 5.7 zeigt die PR-Kurve von Modell 50, während Abbildung 5.8 Beispiele für die von Modell 50 detektierten Partikelstreifenpaare mit den jeweiligen Bounding Boxes und Konfidenzwerten darstellt.

Tabelle 5.5: Evaluierungsergebnisse der Detektormodelle

	Modell 0	Modell 25	Modell 50	Modell 75	Modell 100
mAP_{50}	0,3639	0,8708	0,9177	0,8651	0,8369
$mAP_{50:95}$	0,1892	0,4641	0,4691	0,4434	0,4559

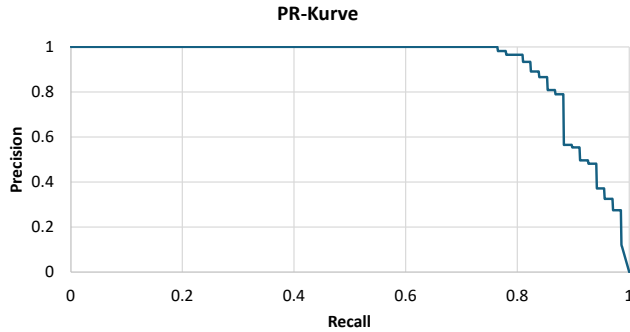


Abbildung 5.7: PR-Kurve von Modell 50

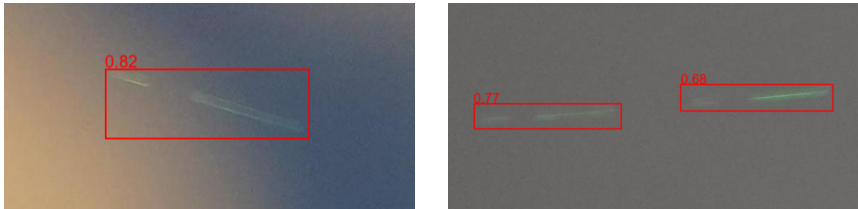


Abbildung 5.8: Beispiele für die von Modell 50 detektierten Partikelstreifenpaare. Die roten Bounding Boxes markieren die vorhergesagten Objektlokalisierungen, während die Zahlen den jeweiligen Konfidenzwert angeben.

Sowohl mAP_{50} als auch $mAP_{50:95}$ von Modell 50 deuten auf eine gute Detektionsleistung hin. Es ist hierbei anzumerken, dass diese Einordnung maßgeblich von der zugrunde liegenden Ground Truth abhängt, d. h. von den referenzierten Zielannotationen, insbesondere den manuell festgelegten Bounding-Box-Positionen und -Ausdehnungen, die für die Evaluierung als Referenz angenommen werden. Ungeachtet dessen legen die Ergebnisse nahe, dass der Ansatz das Potenzial besitzt, als unterstützendes Werkzeug zur Eingrenzung von Zielbereichen zu dienen, in denen Partikelstreifen auftreten.

6 Analyse der Einflussgrößen auf die Partikeldetektion

In den vergangenen Kapiteln wurde ersichtlich, dass die Partikeldetektion unter kontrastarmen Bedingungen erschwert ist. In diesem Kapitel wird daher untersucht, welche Einstellparameter der Kamera wesentlich die Detektionsqualität beeinflussen können. Dazu erfolgt zunächst eine getrennte Betrachtung der Signalentstehung des vom Partikel gestreuten Lichts und der Einflussfaktoren der Hintergrundstrahlung. Hierfür wird ein vereinfachtes mathematisches Modell hergeleitet, dem zunächst eine Kamera mit monochromem Sensor ohne zusätzlichen optischen Filter zugrunde liegt.

6.1 Abschätzung des Partikelsignals

In diesem Kapitel wird das durch die Laserbeleuchtung erzeugte Partikelsignal analysiert und eine Abschätzung der auf dem Kamerasensor wirksamen Energie und Bestrahlung hergeleitet. Um einen ersten, grundlegenden funktionalen Zusammenhang zwischen den relevanten Parametern zu erhalten, werden im Folgenden schrittweise vereinfachende Annahmen eingeführt. Zunächst wird der Versuchsaufbau noch einmal veranschaulicht, wie er in Abbildung 6.1 dargestellt ist. Ein Laserstrahl wird emittiert, aufgeweitet und an einem Partikel gestreut. Das gestreute Licht wird anschließend auf den Kamerasensor abgebildet. Die mathematische Herleitung dieses Prozesses erfolgt im Folgenden schrittweise.

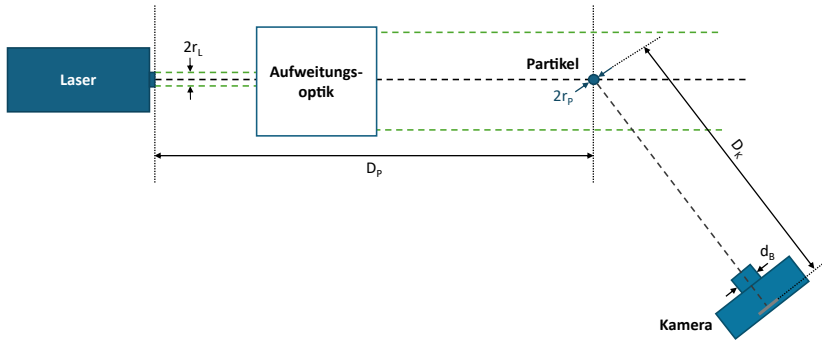


Abbildung 6.1: Aufbau des Versuchsträgers

6.1.1 Wirksame Signalenergie und Bestrahlung auf dem Kamerasensor

Bevor die Herleitung vorgenommen wird, soll zunächst kurz auf das Streuverhalten der Partikel eingegangen werden. Dazu wird ihre charakteristische Dimension noch einmal genauer betrachtet. Aus Tabelle 5.1 geht hervor, dass die bildanalytisch ermittelten Größen der detektierten Partikel überwiegend im zweistelligen und unteren dreistelligen μm -Bereich liegen. Zusammen mit der bekannten Wellenlänge des Lasers $\lambda = 532 \text{ nm}$ lässt sich über den dimensionslosen Größenparameter χ festlegen, in welchem Streuregime die Partikel näherungsweise einzuordnen sind [72]:

$$\chi = \frac{2\pi r_P}{\lambda}, \quad (6.1)$$

wobei r_P den Partikelradius bezeichnet. Für $\chi \ll 1$ wird üblicherweise Rayleigh-Streuung, für $\chi \approx 1$ Mie-Streuung und für $\chi \gg 1$ geometrische Optik als geeignete Beschreibung herangezogen. Die im vorliegenden Fall auftretenden Größenparameter lassen sich anhand der in [73] dargestellten Einordnung bewerten. Auch unter Berücksichtigung einer möglichen Überschätzung der rechnerisch ermittelten Partikelgrößen liegen kleinere Partikel im oberen Bereich der Mie-Streuung, während größere Partikel näherungsweise dem Bereich der geometrischen Optik zugeordnet werden können. Da im Folgenden lediglich eine Abschätzung angestrebt wird, wird hier ein vereinfachtes geometrisch-optisches Modell verwendet.

Bestimmung der Gesamtenergie am Kamerasensor

Das vom Laser emittierte Licht mit der Leistung P_L wird zunächst aufgeweitet. Es wird angenommen, dass auf dem Weg zum Partikel über die Distanz D_p die Leistung nicht abnimmt. Die Bestrahlungsstärke E_{D_p} des Lasers am Ort des Partikels kann dann, unter der vereinfachten Annahme eines Top-Hat-Strahls, bestimmt werden mit

$$E_{D_p} = \frac{P_L}{\pi r_L^2 \cdot M}, \quad (6.2)$$

wobei r_L der Radius des Laserstrahls und M der gesamte Vergrößerungsfaktor der Laserstrahlquerschnittsfläche darstellt, der durch die Aufweitungsoptik hervorgerufen wird. Vernachlässigt wurden hier die Verluste durch die Optik.

Wird weiterhin angenommen, dass der Partikel in der Luft vereinfacht eine Kugel mit dem Radius r_p darstellt, so kann die Leistung P_p , die auf das Luftpartikel fällt, mit

$$P_p = E_{D_p} \cdot \pi r_p^2 \quad (6.3)$$

berechnet werden.

Die Strahldichte einer Lichtquelle lässt sich im Allgemeinen durch die Formel

$$L = \frac{d^2 P}{dA_Q \cos \theta_Q d\omega_Q} \quad (6.4)$$

bestimmen [74]. P stellt dabei die Leistung, A_Q die Fläche der Quelle, θ_Q der Winkel zwischen Lichtausstrahlrichtung und Flächennormale und ω_Q der Raumwinkel (aus der Betrachtung von der Quelle) dar.

Wird ferner angenommen, dass der Partikel einen effektiven Anteil α der auf ihn treffenden Leistung streut, wobei α als effektive Streualbedo interpretiert werden kann, und dass diese Streuung idealisiert diffus nach Lambert erfolgt, sodass die Strahldichte des gestreuten Lichts richtungsunabhängig ist, dann kann mit

Gleichung 6.4 die Strahldichte L_P des vom Partikel gestreuten Lichts für den vorliegenden Fall bestimmt werden. Es ergibt sich:

$$L_P = \frac{\alpha \cdot P_P}{4\pi^2 r_P^2} . \quad (6.5)$$

Für die Herleitung von Gleichung 6.5 wird hier auf Anhang A.1 verwiesen.

Nun soll die Bestrahlungsstärke am Kamerasensor bestimmt werden. Die Kamera wird hier vereinfacht als System aus einem Kamerasensor und einer dünnen Linse als Objektiv beschrieben. Der Erfassungsbereich der Kamera wird durch die Brennweite f der Kamera und die Maße des Kamerasensors bestimmt (siehe Abbildung 3.4). Die Bestrahlungsstärke am Kamerasensor in einem bestimmten Winkel γ kann nach [75] durch folgende Formel beschrieben werden:

$$E_K = L \frac{\pi}{4} \left(\frac{d_B}{f} \right)^2 \cos^4 \gamma , \quad (6.6)$$

wobei L die Strahldichte der Lichtquelle und d_B der Durchmesser der Linse des Objektivs darstellt. Zusätzlich zur Annahme einer einfachen Abbildungsoptik mit einer einzelnen dünnen Linse, bei der d_B auch dem Blendendurchmesser entspricht, wird eine große Gegenstandsweite vorausgesetzt, sodass die Bildweite näherungsweise der Brennweite entspricht.

Nun kann mit Gleichung 6.5 und Gleichung 6.6 die Bestrahlungsstärke E_K am Kamerasensor bestimmt werden. Unter der Annahme, dass sich der Partikel mittig im Zentrum der Bildaufnahme befindet ($\gamma = 0$), ergibt sich

$$E_K = \eta_{K, Si} \cdot \frac{\alpha \cdot P_P}{16\pi r_P^2} \left(\frac{d_B}{f} \right)^2 . \quad (6.7)$$

Der Faktor $\eta_{K, Si}$ wird hier als effektiver Wirkungsgrad der am Kamerasensor wirksamen Signalgröße bezeichnet. Er beschreibt, welcher Anteil der Strahlung des Signals durch die Kameraoptik bis zum Sensor gelangt und dort wirksam zur Bestrahlungsstärke beiträgt. Dabei werden Verluste zusammengefasst, die beispielsweise durch die wellenlängenabhängige Transmission der Kameraoptik

sowie durch die begrenzte, wellenlängenabhängige Quanteneffizienz des Sensors entstehen.

Zur Bestimmung der Gesamtenergie des Partikelsignals auf dem Kamerasensor werden die Einschaltzeit des Lasers t_{an} sowie die in der Aufnahme erfasste Partikelfläche benötigt. Die Fläche ergibt sich aus der Abbildung zwischen Bild- und Objektebene, d. h. aus dem mathematischen Zusammenhang der Längen in der Aufnahme mit den entsprechenden Längen in der realen Messebene (vgl. Abbildung 6.2). Im Folgenden wird wieder angenommen, dass die Messdistanz D_K hinreichend groß gegenüber der Brennweite f ist. Dadurch ist der Abbildungsmaßstab M_{Li} klein gegenüber eins, sodass der Abstand D_H zwischen bildseitiger Hauptebene und Sensor näherungsweise mit der Brennweite f gleichgesetzt werden kann. Unter dieser Annahme ergibt sich für den auf dem Sensor abgebildeten Partikelradius:

$$r_{\text{P,S}} = r_{\text{P}} \cdot \frac{f}{D_K - f} . \quad (6.8)$$

Unter der Annahme, dass der Partikel auf dem Sensor näherungsweise geometrisch aufgelöst abgebildet wird, kann mit Gleichung 6.7 und Gleichung 6.8 die auf dem Kamerasensor wirksame Signalenergie bestimmt werden:

$$Q_{\text{K,Si}} = E_K \cdot \pi r_{\text{P,S}}^2 \cdot t_{\text{an}} \quad (6.9)$$

$$= \frac{\alpha \cdot \eta_{\text{K,Si}} \cdot P_{\text{P}}}{16 (D_K - f)^2} \cdot d_{\text{B}}^2 \cdot t_{\text{an}} \quad (6.10)$$

$$= \frac{\alpha \cdot \eta_{\text{K,Si}} \cdot P_{\text{L}}}{16 M (D_K - f)^2} \cdot \frac{r_{\text{P}}^2}{r_{\text{L}}^2} \cdot d_{\text{B}}^2 \cdot t_{\text{an}} . \quad (6.11)$$

Hier sei noch einmal anzumerken, dass D_H bei nicht ausreichender Messdistanz nicht mit f gleichgesetzt werden kann. Dieser muss dann explizit mit

$$D_H = f \cdot (1 + M_{\text{Li}}) \quad (6.12)$$

bestimmt werden, wobei M_{Li} die Vergrößerung durch die Linse darstellt, die mit

$$M_{Li} = \frac{\frac{D_K}{f} - 2 - \sqrt{\left(\frac{D_K}{f} - 2\right)^2 - 4}}{2} \quad (6.13)$$

berechnet werden kann. Hier kann die Herleitung im Anhang A.2 nachgelesen werden. Eine entsprechende Anpassung muss dann auch für die verwendete Kameragleichung in Gleichung 6.7 vorgenommen werden. Da hier lediglich eine grobe Erfassung der Parameterabhängigkeit des Mess-Setups angestrebt wird, wird die Vereinfachung $D_H = f$ zugrunde gelegt.

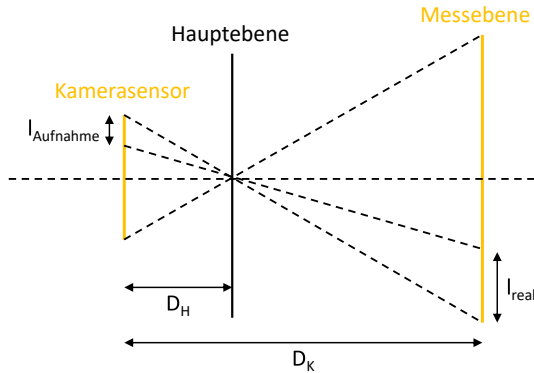


Abbildung 6.2: Zusammenhang der Längen in der Aufnahme und in der realen Messebene

Die vorangegangene Herleitung stellt eine vereinfachte Abschätzung der Gesamtenergie $Q_{K, Si}$ des Partikelsignals auf dem Kamerasensor dar. Im vorliegenden Fall ist jedoch insbesondere die Bestrahlung von Interesse. Darauf aufbauend wird im Folgenden die Bestrahlung für einen unbewegten Partikel sowie für einen bewegten Partikel mit ausgebildetem Partikelstreifen bestimmt.

Bestrahlung am Kamerasensor für einen unbewegten Partikel

Die Bestrahlung für ein unbewegtes, auf dem Kamerasensor aufgelöst abgebildetes Partikel, ergibt sich aus Gleichung 6.11 und Gleichung 6.8:

$$H_{K, Si, 0} = \frac{Q_{K, Si}}{A_{\text{Partikel}}} \quad (6.14)$$

$$= \frac{\alpha \cdot \eta_{K, Si} \cdot P_L \cdot d_B^2}{16\pi \cdot M \cdot r_L^2 \cdot f^2} \cdot t_{\text{an}} , \quad (6.15)$$

wobei A_{Partikel} die Fläche des Partikels auf der Aufnahme entspricht. Die Bestrahlung lässt sich auch direkt aus Gleichung 6.7 bestimmen.

Da im vorliegenden Messverfahren jedoch bewegte Partikel beobachtet werden, dient der unbewegte Partikel lediglich als Referenzfall. Im nächsten Schritt wird daher die Bestrahlung für einen bewegten Partikel betrachtet.

Bestrahlung am Kamerasensor für einen bewegten Partikel

Nun soll der Fall betrachtet werden, in dem sich der Partikel mit der Geschwindigkeit v_{real} bewegt und dadurch in der Aufnahme als Partikelstreifen abgebildet wird. Dazu wird die Gesamtenergie nach Gleichung 6.11 durch die Fläche des Partikelstreifens geteilt. Die Fläche des Partikelstreifens A_{PS} ist in Abbildung 6.3 dargestellt. Sie lässt sich mit

$$A_{\text{PS}} = A_{\text{Partikel}} + A_{\text{Streifen}} \quad (6.16)$$

$$= \pi \cdot r_{\text{P,S}}^2 + l_{\text{PS}} \cdot 2r_{\text{P,S}} \quad (6.17)$$

berechnen. Die Länge des Partikelstreifens l_{PS} ergibt sich unmittelbar aus der in der Aufnahme bestimmten Partikelgeschwindigkeit v_{S} . Sämtliche Längen- und

Geschwindigkeitsgrößen werden anschließend über den geometrischen Abbildungszusammenhang zwischen Bildebene und realer Messebene (analog zu Gleichung 6.8 und Abbildung 6.2) in Objektgrößen überführt. Damit ergibt sich für die Fläche:

$$A_{\text{PS}} = \left(\frac{f}{D_K - f} \right)^2 \cdot (\pi \cdot r_P^2 + v_{\text{real}} \cdot t_{\text{an}} \cdot 2r_P) . \quad (6.18)$$

Es wird weiterhin angenommen, dass die Lasereinschaltzeit t_{an} für die zu messende Geschwindigkeit so gewählt wird, dass die Länge der Partikelspur deutlich größer ist als der Partikel selbst. Damit ist A_{Partikel} gegenüber A_{Streifen} vernachlässigbar klein ($r_P \ll v_{\text{real}} \cdot t_{\text{an}}$, $v_{\text{real}} \neq 0$). Mit Gleichung 6.11 lässt sich dann die Bestrahlung $H_{\text{K,Si}}$ auf dem Sensor näherungsweise durch

$$H_{\text{K,Si}} = \frac{Q_{\text{K,Si}}}{A_{\text{PS}}} \quad (6.19)$$

$$= \frac{\alpha \cdot \eta_{\text{K,Si}} \cdot P_L \cdot r_P \cdot d_B^2}{32 \cdot v_{\text{real}} \cdot r_L^2 \cdot M \cdot f^2} \quad (6.20)$$

bestimmen.

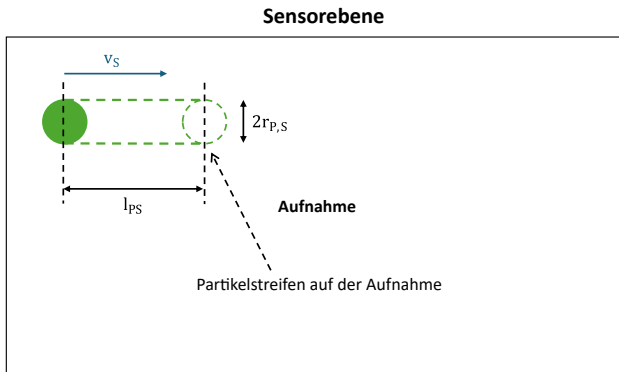


Abbildung 6.3: Schematische Darstellung eines Partikelstreifens auf der Sensorebene

Die hergeleiteten Ergebnisse beruhen auf einem vereinfachten Modell. Daher sind diese mit entsprechender Vorsicht zu interpretieren. Sie dienen in diesem Kontext dazu, die grundlegenden Parameterabhängigkeiten der wirksamen Signalenergie und Bestrahlung am Kamerasensor abzuschätzen.

6.1.2 Parameterabhängigkeiten des Partikelsignals

Im vorherigen Abschnitt wurde eine vereinfachte mathematische Abschätzung der am Kamerasensor wirksamen Energie vorgenommen, die aus dem von einem Luftpartikel gestreuten Licht resultiert, sowie der daraus abgeleiteten Bestrahlung. Sowohl wurde in Gleichung 6.11 die Gesamtenergie als auch in Gleichung 6.15 die Bestrahlung für einen unbewegten Partikel und in Gleichung 6.20 die Bestrahlung für einen bewegten Partikel hergeleitet.

Man kann erkennen, dass im vereinfachten Modell die Gesamtenergie quadratisch mit der Distanz abnimmt. Dahingegen steigt die Gesamtenergie quadratisch, falls das Licht durch größere Luftpartikel gestreut oder der Blendendurchmesser vergrößert wird. Der Einfluss der Brennweite auf die Gesamtenergie fällt bei gleichbleibendem Blendendurchmesser gering aus. Sie erhöht die Gesamtenergie ein wenig, da sie die Hauptebene des Objektivs leicht in Richtung Messebene zieht. Ausgewählte Parameterabhängigkeiten nach Gleichung 6.11 sind in Abbildung 6.4 grafisch dargestellt.

Die Bestrahlung am Kamerasensor ist im vereinfachten Modell unabhängig von der Messdistanz D_K . Bei einem pixelierten Sensor ist jedoch nicht nur die kontinuierliche Bestrahlung, sondern die auf ein einzelnes Pixel integrierte Energie relevant. Solange die charakteristische Ausdehnung des abgebildeten Partikels auf dem Sensor größer als ein Pixel ist, bleibt die Energie pro Pixel näherungsweise konstant. Diese Betrachtung gilt in erster Näherung bis zu einer Maximaldistanz $D_{K,\max}$, bei der der abgebildete Partikeldurchmesser in der Größenordnung des Pixelpitchs liegt. Für $D_K > D_{K,\max}$ bedeckt die Partikelabbildung nur noch einen

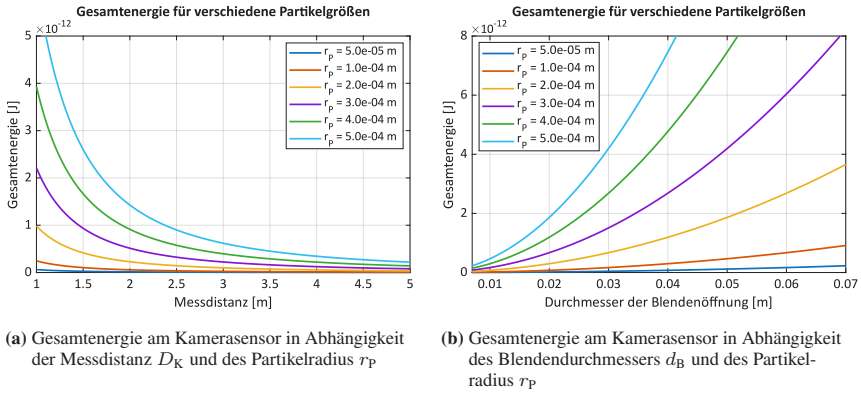


Abbildung 6.4: Veranschaulichung der Gesamtenergie am Kamerasensor in Abhängigkeit von Messdistanz und Blendenöffnung bei konstanter Brennweite für verschiedene Partikelgrößen nach der vereinfachten Gleichung 6.11

Teil eines Pixels, sodass die von einem Pixel aufgenommene Energie mit wachsender Distanz abnimmt, obwohl die Bestrahlung im kontinuierlichen Modell weiterhin distanzunabhängig bleibt.

Die Maximaldistanz $D_{K,max}$ ergibt sich aus dem geometrischen Abbildungsmaßstab. Für einen Partikelradius r_p , einen Abstand D_H zwischen bildseitiger Hauptebene und Sensor und einen Pixelpitch s_{px} folgt damit

$$D_{K,max} = \frac{2 r_p \cdot D_H}{s_{px}} + D_H . \quad (6.21)$$

Beim unbewegten Partikel ist die Bestrahlung unabhängig von der Partikelgröße. Beim bewegten Partikel ist jedoch unter der Annahme, dass A_{partikel} gegenüber A_{Streifen} vernachlässigbar klein ist, zu erkennen, dass die Bestrahlung mit zunehmender Partikelgröße linear ansteigt, während sie mit wachsender Partikelgeschwindigkeit linear abnimmt. Diese Zusammenhänge stehen im Einklang mit den Beobachtungen bei den Labormessungen und legen nahe, dass größere Partikel tendenziell leichter zu detektieren sind, wohingegen höhere Geschwindigkeiten die Detektierbarkeit vermindern.

Wie zu erwarten, nimmt die Bestrahlung quadratisch mit der Blendenzahl $B_Z = \frac{f}{d_B}$ ab. Dies bedeutet, dass bei gleichbleibender Blendenfläche die Energie pro Pixel mit der Brennweite f abnimmt. Dies führt zu dem Trugschluss, dass möglichst eine kleine Brennweite für die Messungen verwendet werden soll. Es ist zu beachten, dass zusätzlich zu der Bestrahlung auch die Gesamtfläche des Partikels, die auf den Sensor abgebildet wird, bei der Detektion eine Rolle spielt. Ist die Fläche groß, kann die Detektion erleichtert werden, da das Partikelbild auf mehrere Pixel abgebildet wird und dadurch Quantisierungseffekte sowie Unsicherheiten bei der Mustererkennung reduziert werden können. Weiterhin muss beachtet werden, dass sich bei größerer Brennweite die theoretisch detektierbare Mindestgeschwindigkeit verbessert und die Geschwindigkeit des bewegten Partikels feiner aufgelöst werden kann. Im nachfolgenden Abschnitt wird zudem ersichtlich, dass Blende und Brennweite in ähnlicher Weise auch auf die durch externe Lichtquellen verursachte Hintergrundstrahlung wirken. Das Signal-zu-Hintergrund-Verhältnis wird daher im Wesentlichen nicht durch diese Parameter beeinflusst.

6.2 Hintergrundbestrahlung und Verhältnis zum Partikelsignal

Nun wird die Hintergrundbestrahlung von Aufnahmen betrachtet. Sie wird durch externe Lichtquellen beeinflusst. Ist die Strahldichte der Lichtquelle L_{LQ} bekannt, so kann mit Gleichung 6.6 die Bestrahlungsstärke bestimmt werden. Unter der Annahme, dass die aufgenommene Bestrahlungsstärke auf dem Sensor für jeden Einfallswinkel näherungsweise konstant bleibt, kann die Bestrahlung der externen Lichtquelle auf dem Kamerasensor durch die Multiplikation der Bestrahlungsstärke mit der Verschlusszeit t_V der Kamera bestimmt werden:

$$H_{K,LQ} = \eta_{K,LQ} \cdot L_{LQ} \cdot \frac{\pi}{4} \left(\frac{d_B}{f} \right)^2 t_V, \quad (6.22)$$

wobei $\eta_{K,LQ}$ den effektiven Wirkungsgrad der externen Lichtquellenstrahlung am Kamerasensor beschreibt. Zu berücksichtigen sind hierbei unter anderem die

spektrale Verteilung der externen Lichtquelle sowie die wellenlängenabhängige Transmission der Kameraoptik und die wellenlängenabhängige Quanteneffizienz des Sensors.

Nun lässt sich mit Gleichung 6.20 ein Verhältnis zwischen der Bestrahlung des Signals und der Bestrahlung der externen Lichtquelle bestimmen:

$$\frac{H_{K, Si}}{H_{K, LQ}} = \frac{\alpha \cdot \eta_{K, Si} \cdot P_L \cdot r_P}{8\pi \cdot L_{LQ} \cdot \eta_{K, LQ} \cdot v_{\text{real}} \cdot r_L^2 \cdot M \cdot t_V} \quad (6.23)$$

Um ein möglichst gut detektierbares Signal zu erhalten, sollte das Verhältnis der Bestrahlungen $\frac{H_{K, Si}}{H_{K, LQ}}$ möglichst groß sein. Gleichung 6.23 ermöglicht damit eine Abschätzung, welche System- und Messparameter angepasst werden können, um das Verhältnis zwischen Partikelsignal und Hintergrundbestrahlung zu erhöhen. Aus der Gleichung ist ersichtlich, dass das Verhältnis der Bestrahlungen unabhängig von der Messdistanz ist. Es wächst linear mit dem Partikelradius r_P und nimmt linear mit der realen Partikelgeschwindigkeit v_{real} ab. Interessant ist ferner, dass das Verhältnis von der Blendenzahl unabhängig ist, da sowohl das Partikelsignal als auch die Bestrahlung durch die externe Lichtquelle von der Apertur abhängen und sich dieser Einfluss im Verhältnis kompensiert.

Die Bestrahlung durch die externe Lichtquelle kann hingegen über die Verschlusszeit t_V gezielt beeinflusst werden. Hier zeigt sich ein Vorteil des im vorliegenden Ansatz verwendeten Time-Codings. Die Länge der abgebildeten Partikelstreifen wird nicht mehr primär durch die Verschlusszeit der Kamera, sondern durch die Lasereinschaltzeit innerhalb des definierten Pulsmusters bestimmt. Die Verschlusszeit muss daher im Wesentlichen nur so gewählt werden, dass das vollständige Pulsmuster innerhalb der Aufnahme erfasst wird. Dadurch kann t_V weitgehend entkoppelt von der Kodierung des Partikelstreifens zur Reduzierung der Hintergrundbestrahlung genutzt werden. Die Verschlusszeit sollte daher möglichst kurz und nahe der durch das Pulsmuster minimal zulässigen Zeit (siehe Kapitel 4.3.1) gewählt werden. Die definierte Lasereinschaltzeit wird in der Regel

so gewählt, dass die daraus resultierende Geschwindigkeitsauflösung und Richtungsauflösung, die beide durch die Quantisierung des Kerasensors beeinflusst werden, für die jeweilige Anwendung ausreichend sind.

6.3 Betrachtung der Sonnenstrahlung im Freiraum

In diesem Kapitel wird die Anwendung im Freiraum unter dem Einfluss der Sonnenstrahlung kurz diskutiert. Im Freiraum ist die Sonnenbestrahlung die dominierende Lichtquelle. Zur Analyse dieses Einflusses wurden in dieser Untersuchung Daten zur Sonnenbestrahlung verwendet, die vom Deutschen Wetterdienst (DWD) bereitgestellt wurden. Die verwendeten Daten vom DWD stammen von der Messstation 4177 in Rheinstetten (Karlsruhe) und umfassen Messungen aus dem Jahr 2022. Die Messstation verwendet dabei Scanning Pyrheliometer/Pyranometer (ScaPP), welche sowohl die direkte als auch die diffuse kurzwellige Sonnenstrahlung erfassen. Aus direkter und diffuser Strahlung setzt sich dann die Globalstrahlung zusammen. Das in dieser Untersuchung verwendete ScaPP-System deckt einen Wellenlängenbereich von 300–1100 nm ab. Die Messwerte werden als ankommende Energie pro Fläche in Joule pro Quadratcentimeter erfasst und in Zeitintervallen von jeweils zehn Minuten aufgezeichnet. Eine Übersicht der vom DWD bereitgestellten 10-minütigen Messwerte der Globalstrahlung ist in Abbildung 6.5 dargestellt. Wie zu erwarten, ist die Globalstrahlung im Sommer deutlich höher als im Winter. Die Werte im Frühling und Herbst liegen dabei zwischen denen von Sommer und Winter.

Die Berechnung der mittleren Bestrahlungsstärke $E_{\text{DWD}, 300-1100}$ in W/m^2 aus der vom DWD bereitgestellten Globalstrahlung $H_{\text{DWD}, 300-1100}$, die als Strahlungsenergie pro Fläche für ein 10-minütiges Messintervall vorliegt, ist durch folgende Operation möglich:

$$E_{\text{DWD}, 300-1100} = \frac{H_{\text{DWD}, 300-1100} \cdot 10000}{600 \text{ s}} . \quad (6.24)$$

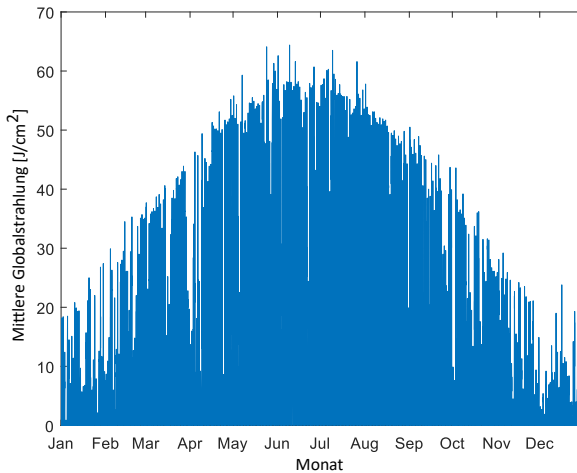


Abbildung 6.5: Vom DWD bereitgestellte 10-minütige Messwerte der Globalstrahlung in Rheinstetten (Karlsruhe) im Jahr 2022 [76]

Nun wurde die Bestrahlungsstärke der vom ScaPP erfassten Strahlungstypen in Abhängigkeit von der Tagesstunde für die einzelnen Jahreszeiten berechnet. Die Verteilung der mittleren Bestrahlungsstärke im Tagesverlauf, errechnet aus den DWD-Daten, ist in Abbildung 6.6 dargestellt. Dabei wurden die Jahreszeiten wie folgt definiert: Frühling (März–Mai), Sommer (Juni–August), Herbst (September–November) und Winter (Dezember–Februar).

Es lässt sich erkennen, dass die direkte Strahlung in den Sommer- und Frühlingsmonaten dominiert. Im Herbst sind direkte und diffuse Strahlung in etwa gleich stark ausgeprägt, während im Winter die diffuse Strahlung überwiegt. Wird dieser Einfluss auf den Versuchsträger übertragen, spielt die Ausrichtung der Kamera bei einem Freiraumeinsatz eine entscheidende Rolle. Um einen möglichst großen Kontrast zwischen Signal und Hintergrund zu gewährleisten, sollte die Kameraorientierung so gewählt werden, dass direkte Strahlung, insbesondere in den sonnenintensiven Frühlings- und Sommermonaten, weitestgehend vermieden wird. In Deutschland wäre eine nordgerichtete Ausrichtung hierfür vorteilhaft.

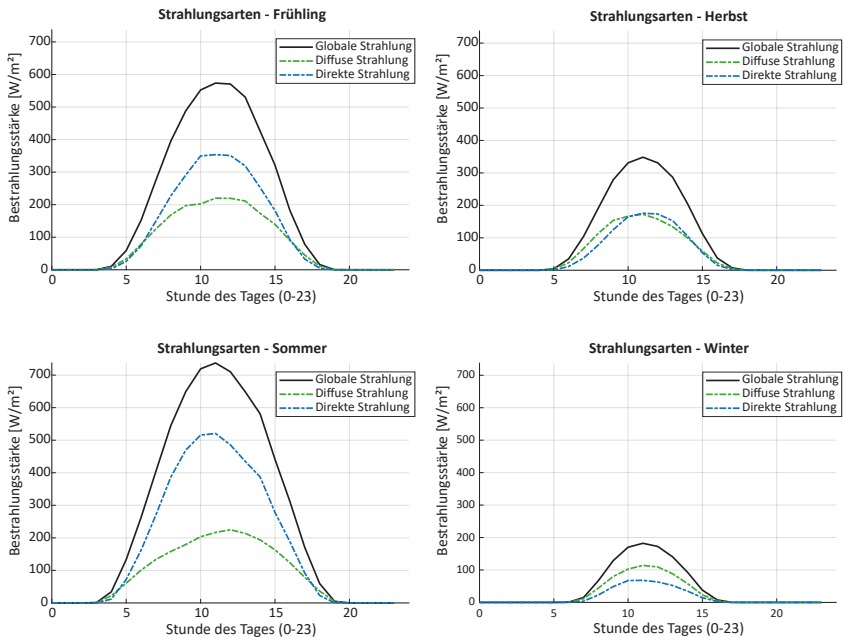


Abbildung 6.6: Mittlere Bestrahlungsstärke im Tagesverlauf getrennt nach Jahreszeiten

Des Weiteren ist anzumerken, dass die Sonnenstrahlung über einen breiten Wellenlängenbereich verteilt ist. Die spektrale Bestrahlungsstärke der Sonne unter Standardbedingungen bei AM 1,5 ist in Abbildung 6.7 dargestellt. Sowohl das ScaPP-System als auch die Kamera erfassen jeweils nur einen begrenzten Teil dieses Spektrums, sodass für die Einordnung der Hintergrundbestrahlung der jeweilige spektrale Erfassungsbereich zu berücksichtigen ist. Für den Versuchsträger bedeutet dies, dass die für die Kamera wirksame Hintergrundbestrahlung im Vergleich zum vom ScaPP-System erfassten Spektralbereich zwar reduziert ist, aufgrund der hohen solaren Bestrahlungsstärke jedoch weiterhin eine erhebliche Störgröße darstellt.

Es ist daher festzuhalten, dass die Sonnenstrahlung als externe Lichtquelle eine zentrale Herausforderung für den Versuchsträger darstellt. Mit dem in Kapitel 5 beschriebenen Setup konnten im Freiraum unter Sonneneinstrahlung am Tag trotz

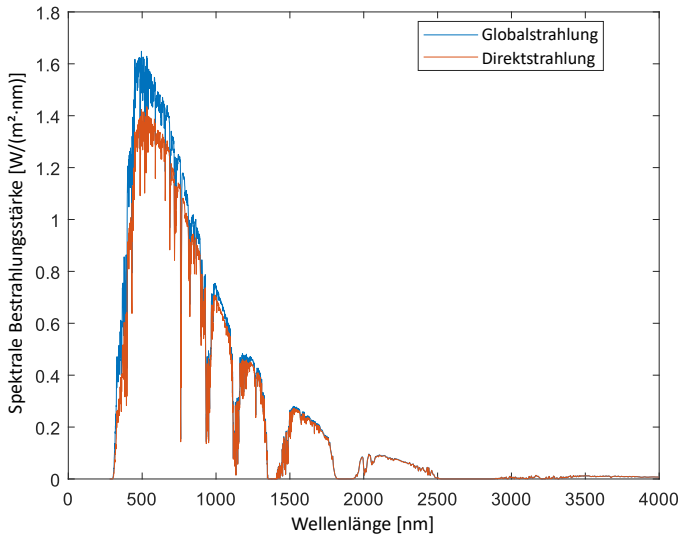


Abbildung 6.7: Spektrale Bestrahlungsstärke des Sonnenspektrums unter Standardbedingungen bei AM 1,5

Anpassung der Kameraausrichtung und der Messparameter keine verwertbaren Messergebnisse erzielt werden, da die geringe Laserleistung zu einem zu geringen Partikelsignal führte. Zur Verbesserung des Signalanteils gegenüber der Hintergrundbestrahlung liegt daher zunächst eine Erhöhung der Laserleistung nahe. Kann die Laserleistung nicht weiter erhöht werden, sind die übrigen Systemparameter entsprechend Gleichung 6.23 bestmöglich anzupassen. So sollte für die bewegten Partikel eine möglichst kurze Einschaltzeit des Lasers gewählt werden, sodass die Verschlusszeit der Kamera entsprechend klein gehalten werden kann und die Bestrahlung durch die externe Lichtquelle begrenzt wird. Die Einschaltzeit muss dabei so gewählt werden, dass das Pulsmuster auch bei den zu erwartenden maximalen Geschwindigkeiten innerhalb des Messbereichs verbleibt. Gleichzeitig ist darauf zu achten, dass die Brennweite hinreichend groß gewählt wird, damit die Partikel auf der Aufnahme ausreichend groß abgebildet werden und somit die Detektion erleichtert wird. Dabei ist zu berücksichtigen, dass Einschaltzeit und Brennweite zusätzlich die Länge der abgebildeten Partikelstreifen und damit die

erreichbare Geschwindigkeitsauflösung sowie die Bestimmung der Bewegungsrichtung beeinflussen. Neben diesen Anpassungen stellt der bereits diskutierte Einsatz eines engen Bandpassfilters um die verwendete Laserwellenlänge eine weitere Maßnahme dar, um die spektral breit verteilte Hintergrundstrahlung der Sonne zu reduzieren, während das Partikelsignal im Bereich der Laserwellenlänge weitgehend erhalten bleibt.

Für einen vollständigen Außeneinsatz sind darüber hinaus weitere Randbedingungen zu berücksichtigen. Regen oder Schnee können die Bildauswertung beeinflussen. Zusätzlich ist ein Schutz der Komponenten gegenüber Niederschlag, Feuchtigkeit und Verschmutzung erforderlich. Bei höheren Windgeschwindigkeiten ist zudem eine stabile mechanische Ausführung notwendig, damit Ausrichtung und Messgeometrie insbesondere bei größeren Messdistanzen erhalten bleiben.

7 Fazit und Ausblick

In der vorliegenden Arbeit wurde ein Ansatz für einen optischen Windsensor auf Grundlage eines partikelgestützten optischen Messprinzips untersucht und unter Laborbedingungen experimentell erprobt. Dieser Ansatz basiert auf der Particle Streak Velocimetry (PSV), bei der die Bewegung von Partikeln in Einzelbildern als Partikelstreifen erfasst wird. Ein zentrales Merkmal der in dieser Arbeit untersuchten Umsetzung besteht darin, dass auf eine aktive Partikelzugabe verzichtet wird. Statt zusätzlich Tracerpartikel in die Strömung einzubringen, wurden daher bereits in der Luft vorhandene Partikel für die Messung genutzt. Die Versuche haben gezeigt, dass mit dem beschriebenen Aufbau, der durch eine vergleichsweise geringe Systemkomplexität gekennzeichnet ist und unter anderem auf einer herkömmlichen Systemkamera sowie auf einem modulierbaren CW-Laser beruht, für unterschiedliche Messentfernungen gute Messergebnisse bei der Windparameterbestimmung erzielt werden konnten.

Die Untersuchungen haben weiterhin verdeutlicht, dass bei größeren Messentfernungen die Wahl der Optik von zentraler Bedeutung ist, insbesondere bei den vorliegenden Messungen ohne aktiv hinzugefügte Tracerpartikel. Der Einsatz von Objektiven mit größerer Brennweite führt dazu, dass die abgebildeten Partikel eine größere Fläche auf dem Detektor einnehmen und dadurch einfacher durch die Bildverarbeitung detektiert werden können. Damit lassen sich tendenziell auch kleinere Partikel erfassen, die in der Luft häufig zahlreicher vorhanden sind. Herausforderungen ergaben sich vor allem bei kontrastarmen Aufnahmebedingungen, da in diesen Fällen die Trennung von Signal und Hintergrund erschwert wird. In den untersuchten Laborszenarien konnten jedoch mit entsprechender Anpassung insgesamt gute Ergebnisse erzielt werden, auch wenn mit einer geringeren Anzahl detektierter Partikel zu rechnen war.

Zur Steigerung der Messqualität, insbesondere unter kontrastarmen Aufnahmebedingungen, ist die Anpassung der Einstellparameter wesentlich. Neben der Wahl der Brennweite betrifft dies die Verschlusszeit der Kamera. Als vorteilhaft erwies sich hierbei die Verwendung eines Time-Coding-Verfahrens. Durch die zeitliche Modulation des Lasers wird die Partikelstreifenbildung weitgehend von der Verschlusszeit der Kamera entkoppelt und stattdessen durch die Einschaltzeiten des Lasers innerhalb des Pulsmusters bestimmt. Die Verschlusszeit kann dadurch separat zur Anpassung der Hintergrundbildhelligkeit genutzt werden, ohne die Länge und Helligkeit der Partikelstreifen im Wesentlichen zu beeinflussen, sofern die gesamte Pulsmustersequenz innerhalb der geöffneten Verschlusszeit liegt. Zusätzlich kann zur Verbesserung des Signal-zu-Hintergrund-Verhältnisses ein enger Bandpassfilter im Bereich der verwendeten Laserwellenlänge eingesetzt werden. Neben diesen aufnahmetechnischen Anpassungen ist auch die Wahl der Bildverarbeitungsmethode zu berücksichtigen. Die referenzbildbasierte Differenzmethode, bei der eine aktuelle Aufnahme von einer aufgezeichneten Referenzaufnahme subtrahiert wird, lieferte hierbei gute Ergebnisse. Steht eine solche Referenzaufnahme nicht zur Verfügung, kann die Canny-Kantendetektion als Alternative eingesetzt werden.

Ein möglicher nächster Schritt besteht in einer weiterführenden Untersuchung des vorgestellten Messprinzips im Freiraum. Da Messungen unter Sonneneinstrahlung am Tag mit dem aktuellen Setup aufgrund des geringen Partikelsignals weiterhin eine wesentliche Herausforderung darstellen, sollte insbesondere untersucht werden, wie sich ein geeigneter Kompromiss zwischen möglichst geringer Laserleistung und einem gleichzeitig ausreichend hohen Signal-zu-Hintergrund-Verhältnis in den Aufnahmen für die Bildverarbeitung realisieren lässt.

Darüber hinaus erscheint eine detaillierte Partikelanalyse als vielversprechender Ansatz zur Weiterentwicklung des Systems. Insbesondere im Freiraum können weitere Partikelarten, beispielsweise Pollen, auftreten. Eine Untersuchung der Größenverteilung dieser Partikel sowie ihres Bewegungsverhaltens könnte dazu beitragen, die Auswerteverfahren gezielt zu verfeinern und verbesserte Modelle zu entwickeln. Auf diese Weise ließe sich die Übertragbarkeit des Verfahrens auf unterschiedliche Umgebungen und Einsatzszenarien erweitern.

A Anhang

A.1 Herleitung der Strahldichte des vom Partikel gestreuten Lichts

Ausgangspunkt der Herleitung ist die allgemeine Definition der Strahldichte nach Gleichung 6.4. Die Strahldichte L beschreibt die in eine bestimmte Richtung abgestrahlte differentielle Leistung bezogen auf die projizierte Quellfläche $A_Q \cos \theta_Q$ und den betrachteten Raumwinkel ω_Q . Dabei ist θ_Q der Winkel zwischen der Flächennormale der Quelle und der Abstrahlrichtung. In differentieller Form gilt

$$L = \frac{d^2 P}{dA_Q \cos \theta_Q d\omega_Q} . \quad (\text{A.1})$$

Ziel ist es, aus dieser allgemeinen Definition die Strahldichte L_P des vom Partikel gestreuten Lichts zu bestimmen. Für den vorliegenden Fall wird vereinfachend angenommen, dass der Partikel das ankommende Licht diffus mit dem effektiven Albedo-Wert α streut und das gestreute Licht durch eine konstante Strahldichte beschrieben werden kann. Die auf den Partikel treffende Leistung sei P_P . Der vom Partikel gestreute Anteil dieser Leistung ergibt sich damit zu

$$P_r = \alpha \cdot P_P . \quad (\text{A.2})$$

Für eine diffus abstrahlende Fläche mit konstanter Strahldichte L_P ergibt sich die insgesamt abgestrahlte Leistung durch Integration über die abstrahlende Oberfläche und den jeweiligen lokalen Halbraum. Dabei muss berücksichtigt werden, dass

jedes Flächenelement nur in seinen lokalen Halbraum abstrahlt und die abgestrahlte Leistung zusätzlich mit dem Kosinus des Winkels zwischen Abstrahlrichtung und Flächennormale gewichtet wird. Es gilt somit

$$P_r = \int_A \int_{\Omega^+} L_P \cos \theta \, d\omega \, dA . \quad (\text{A.3})$$

Unter der Annahme einer konstanten Strahldichte kann L_P vor die Integrale gezogen werden:

$$P_r = L_P \int_A \left(\int_{\Omega^+} \cos \theta \, d\omega \right) dA . \quad (\text{A.4})$$

Das Integral über den lokalen Halbraum ergibt

$$\int_{\Omega^+} \cos \theta \, d\omega = \int_0^{2\pi} \int_0^{\frac{\pi}{2}} \cos \theta \sin \theta \, d\theta \, d\varphi = \pi . \quad (\text{A.5})$$

Damit folgt für die insgesamt abgestrahlte Leistung

$$P_r = \pi L_P A . \quad (\text{A.6})$$

Der Partikel wird vereinfacht als kugelförmig mit dem Radius r_P angenommen. Für die abstrahlende Oberfläche der Kugel gilt daher

$$A = 4\pi r_P^2 . \quad (\text{A.7})$$

Einsetzen in Gleichung A.6 ergibt

$$P_r = \pi L_P \cdot 4\pi r_P^2 = 4\pi^2 r_P^2 L_P . \quad (\text{A.8})$$

Mit Gleichung A.2 folgt somit

$$\alpha \cdot P_P = 4\pi^2 r_P^2 L_P . \quad (\text{A.9})$$

Durch Umstellen nach L_P ergibt sich schließlich

$$L_P = \frac{\alpha \cdot P_P}{4\pi^2 r_P^2} . \quad (\text{A.10})$$

Dies entspricht der im Haupttext verwendeten Gleichung 6.5 zur Beschreibung der Strahldichte des vom Partikel gestreuten Lichts.

A.2 Herleitung der Abbildungsvergrößerung und des Hauptebenen-Sensor-Abstands

Für die Beschreibung der Abbildung eines Partikels auf den Kamerasensor ist der Zusammenhang zwischen der tatsächlichen Partikelgröße in der Messebene und ihrer Größe in der Bildebene erforderlich. Dieser Zusammenhang wird mathematisch durch die Abbildungsvergrößerung M_{Li} beschrieben. In einigen Fällen kann bei großen Gegenstandsweiten vereinfachend angenommen werden, dass die Bildweite näherungsweise der Brennweite entspricht. Für eine genauere Betrachtung wird im Folgenden jedoch der tatsächliche Abstand D_H zwischen der bildseitigen Hauptebene der Linse und dem Sensor berücksichtigt. Daher werden im Folgenden die Abbildungsvergrößerung M_{Li} sowie der Abstand D_H hergeleitet.

Die Kamera wird dabei vereinfacht durch ein System aus Kamerasensor und dünner Linse beschrieben. Der Abstand zwischen Partikel und Sensor sei D_K . Die geometrischen Zusammenhänge sind hier in Abbildung 6.2 veranschaulicht.

Es ergibt sich für die Gegenstandsweite

$$g = D_K - D_H , \quad (\text{A.11})$$

während die Bildweite

$$b = D_H \quad (\text{A.12})$$

beträgt. Für eine dünne Linse gilt

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{g} + \frac{1}{b} . \quad (\text{A.13})$$

Die Vergrößerung durch die Linse wird mit

$$M_{\text{Li}} = \frac{b}{g} \quad (\text{A.14})$$

beschrieben. Damit gilt $b = M_{\text{Li}} \cdot g$. Einsetzen in die Linsengleichung liefert

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{g} + \frac{1}{M_{\text{Li}} \cdot g} = \frac{1 + M_{\text{Li}}}{M_{\text{Li}} \cdot g} . \quad (\text{A.15})$$

Daraus folgt

$$g = f \cdot \frac{1 + M_{\text{Li}}}{M_{\text{Li}}} . \quad (\text{A.16})$$

Mit $b = M_{\text{Li}} \cdot g$ ergibt sich für die Bildweite

$$b = f \cdot (1 + M_{\text{Li}}) . \quad (\text{A.17})$$

Da $b = D_{\text{H}}$ gilt, folgt damit die im Haupttext verwendete Beziehung nach Gleichung 6.12:

$$D_{\text{H}} = f \cdot (1 + M_{\text{Li}}) . \quad (\text{A.18})$$

Zur Bestimmung von M_{Li} wird zusätzlich der Zusammenhang

$$D_{\text{K}} = g + b \quad (\text{A.19})$$

verwendet. Mit $b = M_{\text{Li}} \cdot g$ und Gleichung A.16 ergibt sich

$$D_{\text{K}} = f \cdot \frac{(1 + M_{\text{Li}})^2}{M_{\text{Li}}} . \quad (\text{A.20})$$

Nach Division durch f und Umformen folgt

$$M_{\text{Li}}^2 - \left(\frac{D_K}{f} - 2 \right) M_{\text{Li}} + 1 = 0 . \quad (\text{A.21})$$

Die Lösung dieser quadratischen Gleichung lautet

$$M_{\text{Li}} = \frac{\frac{D_K}{f} - 2 \pm \sqrt{\left(\frac{D_K}{f} - 2 \right)^2 - 4}}{2} . \quad (\text{A.22})$$

Da sich der Partikel im vorliegenden Fall vor der Kamera in einer im Vergleich zur Brennweite großen Entfernung befindet, ist die Vergrößerung kleiner als eins. Daher wird die kleinere Lösung verwendet. Damit ergibt sich die im Haupttext angegebene Beziehung nach Gleichung 6.13:

$$M_{\text{Li}} = \frac{\frac{D_K}{f} - 2 - \sqrt{\left(\frac{D_K}{f} - 2 \right)^2 - 4}}{2} . \quad (\text{A.23})$$

A.3 Beispiele ausgewählter Aufnahmen

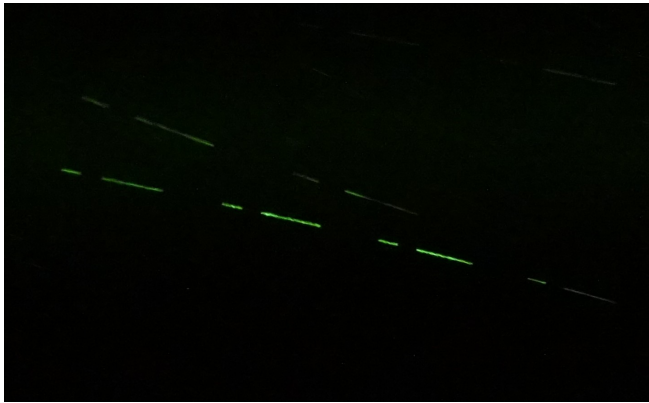


Abbildung A.1: Partikelstreifenpaare in einer Aufnahme bei dunklen Randbedingungen



Abbildung A.2: Partikelstreifenpaar in einer Aufnahme bei einem Wolkenhintergrund



Abbildung A.3: Partikelstreifenpaar in einer Aufnahme bei einem Waldhintergrund

Abbildungsverzeichnis

2.1	Schematischer Aufbau eines Schalenkreuzanemometers mit integrierter Windfahne	5
2.2	Schematischer Aufbau eines Flügelradanemometers	6
2.3	Schematischer Aufbau eines Ultraschallanemometers	8
2.4	Schematischer Aufbau eines Hitzdrahtanemometers	9
2.5	Schematischer Aufbau eines Pitot-Rohr-Anemometers	10
2.6	Prinzip eines Windprofilers basierend auf Lidar/Sodar	12
3.1	Aufbau einer Spiegelreflexkamera	21
3.2	Aufbau einer Systemkamera	22
3.3	Beispielanordnung (RG/GB-Muster) eines Bayer-Filters	24
3.4	Vertikales Sichtfeld einer Kamera	25
3.5	RGB-Farbraum dargestellt als Würfel	27
3.6	HSV-Farbraum dargestellt als Zylinder	28
3.7	Beispiel einer Faltung ohne Kernel-Drehung mit einem 2×2-Kernel auf einer 3×3-Eingabematrix	30
3.8	ITIV-Logo vor und nach Anwendung eines Gauß-Filters. Die Filterung reduziert hochfrequente Bildanteile und führt zu einer geglätteten Darstellung.	31
3.9	ITIV-Logo vor und nach Anwendung des Sobel-Filters. Sobel X betont vertikale Kanten, während Sobel Y vor allem horizontale Kanten hervorhebt. Der Gradientenbetrag liefert eine Gesamtkarte der Kantenstärke.	32
3.10	Aufbau eines einfachen neuronalen Netzwerks	35
3.11	Vereinfachte schematische Darstellung der Gittereinteilung und Objektdetektion beim ursprünglichen YOLO-Ansatz	37

3.12	Konfusionsmatrix mit Einträgen für True Positives (TP), True Negatives (TN), False Positives (FP) und False Negatives (FN). Werte in den grünen Feldern repräsentieren korrekte Klassifikationen, während Werte in den roten Feldern Fehlklassifikationen darstellen.	39
3.13	Aufbau eines PIV-Systems zur Analyse der Partikelbewegungen mithilfe des Zweibildverfahrens	42
3.14	Schematische Darstellung der Entstehung eines Partikelstreifens während der Belichtungszeit t_V bei der PSV	43
4.1	Schematische Darstellung lokal veränderter Windverhältnisse	46
4.2	Schematische Darstellung des Versuchsaufbaus	49
4.3	Typischer Luftstrom von Lüftern [64]	50
4.4	Aufbau des Windgenerators mit Windgleichrichter. In (a) sind die Einzelteile des Windgleichrichters zu sehen, bestehend aus einem 120 mm Lüfter sowie der Halterung und dem Windgleichrichter. In (b) ist die frontale Sicht des Gleichrichters, welcher einer „Rohrmatrix“ entspricht, dargestellt.	51
4.5	Ablauf einer Messung mit dem Versuchsträger	51
4.6	Softwareseitiger Ablauf zur Bestimmung der Windparameter	53
4.7	Schematische Darstellung eines Partikelstreifenpaares bestehend aus einem kurzen und einem langen Streifen	55
4.8	Veranschaulichung der Orientierungsbestimmung eines Objekts mithilfe einer Ellipse	57
4.9	HSV-Methode bei unterschiedlichen Szenarien	58
4.10	Beispiel einer Bildverarbeitung mit der referenzbildbasierten Differenzmethode zur Extraktion des Objektanteils	59
4.11	Aufnahme mit Partikelstreifenpaaren nach Konvertierung in ein Binärbild durch die Canny-Methode	60
4.12	Ablauf des Tiefpassfilters anhand einer Beispielaufnahme eines Partikelstreifenpaares	62
4.13	Prinzip der ODER-Verknüpfung der Binärbilder bei verschiedenen Parametereinstellungen	63
4.14	Prinzip des Closing-Algorithmus	63
4.15	Rekonstruktion eines unterbrochenen Partikelstreifens durch morphologisches Closing	64

4.16	Kriterien der Partikelstreifenzuweisung	65
4.17	Beispiel für die Zuweisung der Partikelstreifen	66
4.18	Prozessablauf mit Messaufnahmen im Vergleich zu den durch die Simulation erzeugten Aufnahmen	67
4.19	Beispiele realer Messaufnahmen von Partikelstreifenpaaren im Labor	68
4.20	Beispiele für verschiedene Effekte in synthetisierten Aufnahmen . . .	70
4.21	Aufbau mit variablem Messwinkel	71
4.22	Projektion von Punkten der Detektionsebene auf die Sensorebene durch Kameraprojektion	72
4.23	Perspektivische Verzerrung: quadratisches Gitter erscheint trapezförmig	73
5.1	Referenzmessungen für die Evaluation, durchgeführt mit einem Flügelrad-, Hitzdraht- und Ultraschallanemometer	82
5.2	Gemessene Windgeschwindigkeit und Windrichtung mit einer Brennweite von 70 mm bei einem Messabstand von 375 mm	84
5.3	Auswertung der Messungen bei einer Messdistanz von 1875 mm: mittlere Abweichungen und Standardabweichungen sowie detek- tierte Partikelanzahl und Detektionsrate für verschiedene Brenn- weiten	85
5.4	Auswertung der Messungen bei einer Messdistanz von 3750 mm: mittlere Abweichungen und Standardabweichungen sowie detek- tierte Partikelanzahl und Detektionsrate für verschiedene Brenn- weiten	86
5.5	Evaluiierungswerte (Partikelanzahl, Detektionsrate, Windgeschwin- digkeit, Windrichtung) in Abhängigkeit von Messdistanz und Brennweite unter kontrastarmen Bedingungen	89
5.6	Beispielhafte Darstellung der Signal- und Hintergrundmaske zur Bestimmung des h_c -Wertes	93
5.7	PR-Kurve von Modell 50	101
5.8	Beispiele für die von Modell 50 detektierten Partikelstreifen- paare. Die roten Bounding Boxes markieren die vorhergesagten Objektlokalisierungen, während die Zahlen den jeweiligen Kon- fidenzwert angeben.	101
6.1	Aufbau des Versuchsträgers	104
6.2	Zusammenhang der Längen in der Aufnahme und in der realen Messebene	108

6.3	Schematische Darstellung eines Partikelstreifens auf der Sensorebene	110
6.4	Veranschaulichung der Gesamtenergie am Kamerasensor in Abhängigkeit von Messdistanz und Blendenöffnung bei konstanter Brennweite für verschiedene Partikelgrößen nach der vereinfachten Gleichung 6.11	112
6.5	Vom DWD bereitgestellte 10-minütige Messwerte der Globalstrahlung in Rheinstetten (Karlsruhe) im Jahr 2022 [76]	116
6.6	Mittlere Bestrahlungsstärke im Tagesverlauf getrennt nach Jahreszeiten	117
6.7	Spektrale Bestrahlungsstärke des Sonnenspektrums unter Standardbedingungen bei AM 1,5	118
A.1	Partikelstreifenpaare in einer Aufnahme bei dunklen Randbedingungen	127
A.2	Partikelstreifenpaar in einer Aufnahme bei einem Wolkenhintergrund	128
A.3	Partikelstreifenpaar in einer Aufnahme bei einem Waldhintergrund .	129

Tabellenverzeichnis

5.1 Anzahl der Partikel im jeweiligen zurückgerechneten Durchmesserbereich80

5.2 Vergleich der untersuchten Methoden zur Partikeldetektion und
Windparameterbestimmung 95

5.3 Vergleich der Partikeldetektion und h_c -Werte mit und ohne Band-
passfilter bei Wald- und Wolkenhintergrund 97

5.4 Aufteilung der Bilddatensätze für Training, Validierung und Test
der verschiedenen Modelle 100

5.5 Evaluierungsergebnisse der Detektormodelle 100

Eigene Veröffentlichungen

Gabriela Molinar, Lintao Toni Fan, and Wilhelm Stork. Ampacity forecasting: an approach using quantile regression forests. In *2019 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, pages 1–5, Washington, DC, USA, 2019. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). ISBN 978-1-5386-8233-3. doi: 10.1109/ISGT.2019.8791615.

Con Tran Vu, Simon C. Stock, Lintao T. Fan, and Wilhelm Stork. Highly parallelized rendering of the retinal image through a computer-simulated human eye for the design of virtual reality head-mounted displays. In *Optics, Photonics and Digital Technologies for Imaging Applications VI*, volume 11353 of *Proceedings of SPIE*. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE), April 2020. doi: 10.1117/12.2555872.

Lintao Toni Fan, Luca Kuhn, and Wilhelm Stork. Wind parameter determination at various distances using a sensor based on particle tracking velocimetry. In *2023 Opto-Electronics and Communications Conference (OECC)*, pages 1–3. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2023. doi: 10.1109/OECC56963.2023.10209721.

Literaturverzeichnis

- [1] G. A. Molinar Torres. *Machine Learning Tool for Transmission Capacity Forecasting of Overhead Lines based on Distributed Weather Data*. PhD thesis, Dissertation, 2020.
- [2] I. Grant, G. H. Smith, A. Liu, D. Infield, and T. Eich. Particle image velocimetry measurements of the aerodynamics of a wind turbine. In *ICIASF '91 Record. International Congress on Instrumentation in Aerospace Simulation Facilities*, pages 314–320, Rockville, MD, USA, 1991. doi: 10.1109/ICIASF.1991.186254.
- [3] G. Cao, M. Sivukari, J. Kurnitski, M. Ruponen, and O. Seppänen. Particle image velocimetry (piv) application in the measurement of indoor air distribution by an active chilled beam. *Building and Environment*, 45(9):1932–1940, September 2010. doi: 10.1016/j.buildenv.2009.11.020.
- [4] Huan Wang, Hong Zhang, Xiaowei Hu, Maohui Luo, Guijin Wang, Xianting Li, and Yingxin Zhu. Measurement of airflow pattern induced by ceiling fan with quad-view colour sequence particle streak velocimetry. *Building and Environment*, 152:122–134, 2019. doi: 10.1016/j.buildenv.2019.02.015.
- [5] Huan Wang, Maohui Luo, Guijin Wang, and Xianting Li. Airflow pattern induced by ceiling fan under different rotation speeds and blowing directions. *Indoor and Built Environment*, 29(10):1425–1440, 2020. doi: 10.1177/1420326X19890054.
- [6] Hans Häckel. *Meteorologie*. Springer Spektrum, Berlin, Heidelberg, 9 edition, 2021. ISBN 978-3-662-64330-6. doi: 10.1007/978-3-662-64331-3.

- [7] P. A. Sheppard. An improved design of cup anemometer. *Journal of Scientific Instruments*, 17(9):218–221, 1940. doi: 10.1088/0950-7671/17/9/301.
- [8] MEASNET. Anemometer calibration procedure. Version 3, Measuring Network of Wind Energy Institutes (MEASNET), Madrid, Spain, December 2020. Version 3, December 2020.
- [9] S. Pindado, E. Vega, A. Martínez, E. Meseguer, S. Franchini, and I. P. Sarasola. Analysis of calibration results from cup and propeller anemometers. influence on wind turbine annual energy production (aep) calculations. *Wind Energy*, 14(1):119–132, 2011. doi: 10.1002/we.407.
- [10] A. Cuerva and A. Sanz-Andrés. On sonic anemometer measurement theory. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 88(1):25–55, 2000. ISSN 0167-6105. doi: 10.1016/S0167-6105(00)00023-4.
- [11] N. G. Mortensen. Flow-response characteristics of the kaijo denki omnidirectional sonic anemometer (tr-61b). Technical Report Risø-R-704(EN), Forskningscenter Risø, Roskilde, Denmark, April 1994.
- [12] Frank J. Gouveia and Ronald L. Baskett. Evaluation of a new sonic anemometer for routine monitoring and emergency response applications. Technical Report UCRL-JC-126762, Lawrence Livermore National Laboratory, Livermore, California, February 1997. Preprint, Sixth Topical Meeting on Emergency Preparedness and Response, San Francisco, CA, April 22–25, 1997.
- [13] Mojtaba Dehghan Manshadi and Mohamad Kazemi Esfeh. A new approach about heat transfer of hot-wire anemometer. *Applied Mechanics and Materials*, 232:747–751, 2012. doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.232.747.
- [14] E. Özahi, M. Ö. Çarpınlioğlu, and M. Y. Gündoğdu. Simple methods for low speed calibration of hot-wire anemometers. *Flow Measurement and Instrumentation*, 21(2):166–170, 2010. doi: 10.1016/j.flowmeasinst.2010.01.002.

- [15] M. Tutkun, W. K. George, J.-M. Foucaut, S. Coudert, M. Stanislas, and J. Delville. In situ calibration of hot wire probes in turbulent flows. *Experiments in Fluids*, 46(4):617–629, 2009. doi: 10.1007/s00348-008-0587-0.
- [16] R. Klopfenstein Jr. Air velocity and flow measurement using a pitot tube. *ISA Transactions*, 37(4):257–263, September 1998. ISSN 0019-0578. doi: 10.1016/S0019-0578(98)00036-6.
- [17] Leopold Böswirth and Sabine Bschorer. *Technische Strömungslehre: Lehr- und Übungsbuch*. Springer Vieweg, Wiesbaden, 10 edition, 2014. ISBN 978-3-658-05667-4. doi: 10.1007/978-3-658-05668-1.
- [18] Steven Lang and Eamon McKeogh. LIDAR and SODAR measurements of wind speed and direction in upland terrain for wind energy purposes. *Remote Sensing*, 3(9):1871–1901, 2011. ISSN 2072-4292. doi: 10.3390/rs3091871.
- [19] Stefan Emeis. *Surface-Based Remote Sensing of the Atmospheric Boundary Layer*, volume 40 of *Atmospheric and Oceanographic Sciences Library*. Springer, Dordrecht, 2011. ISBN 978-90-481-9339-4. doi: 10.1007/978-90-481-9340-0.
- [20] Prem Kumar Chaurasiya, Siraj Ahmed, and Vilas Warudkar. Wind characteristics observation using doppler-sodar for wind energy applications. *Resource-Efficient Technologies*, 3(4):495–505, 2017. ISSN 2405-6537. doi: 10.1016/j.reffit.2017.07.001.
- [21] Nikola Vasiljević, Michael Harris, Anders Tegtmeier Pedersen, Gunhild Rolighed Thorsen, Mark Pitter, Jane Harris, Kieran Bajpai, and Michael Courtney. Wind sensing with drone-mounted wind lidars: proof of concept. *Atmospheric Measurement Techniques*, 13(2):521–536, 2020. doi: 10.5194/amt-13-521-2020.
- [22] Stefano Letizia, Peter Brugger, Nicola Bodini, Raghavendra Krishnamurthy, Andrew Scholbrock, Eric Simley, Fernando Porté-Agel, Nicholas Hamilton, Paula Doubrawa, and Patrick Moriarty. Characterization of wind turbine flow through nacelle-mounted lidars: a review. *Frontiers in Mechanical Engineering*, 9:1261017, 2023. ISSN 2297-3079. doi: 10.3389/fmech.2023.1261017.

- [23] Andrew Scholbrock, Paul Fleming, David Schlipf, Alan Wright, Kathryn Johnson, and Na Wang. Lidar-enhanced wind turbine control: Past, present, and future. In *2016 American Control Conference (ACC)*, pages 1399–1406, 2016. doi: 10.1109/ACC.2016.7525113.
- [24] Rozenn Wagner, Troels Friis Pedersen, Michael Courtney, Ioannis Antoniou, S. Davoust, and R. L. Rivera. Power curve measurement with a nacelle mounted lidar. *Wind Energy*, 17(9):1441–1453, 2014. doi: 10.1002/we.1643.
- [25] Athanasios Papoulis and S. Unnikrishna Pillai. *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*. McGraw-Hill, 4 edition, 2002.
- [26] Markus Raffel, Christian Willert, Fabrizio Scarano, Christian J. Kähler, Sam Wereley, and Joachim Kompenhans. *Particle Image Velocimetry: A Practical Guide*. Springer, 3rd edition, 2018. doi: 10.1007/978-3-319-68852-7.
- [27] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. *Digital Image Processing*. Pearson, 4 edition, 2018.
- [28] Richard Hartley and Andrew Zisserman. *Multiple view geometry in computer vision*. Cambridge university press, 2003.
- [29] Tilo Gockel. *Die neue Fotoschule: Von den Grundlagen zur Fotopraxis*. dpunkt.verlag, Heidelberg, 2018. ISBN 978-3-86490-383-0.
- [30] Jürgen Beyerer, Fernando Puente León, and Christian Frese. *Automatische Sichtprüfung*. Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg, 2012. ISBN 978-3-642-23965-6. doi: 10.1007/978-3-642-23966-3.
- [31] James D. Foley, Andries van Dam, Steven K. Feiner, and John F. Hughes. *Computer Graphics: Principles and Practice*. Addison-Wesley, Reading, MA, 2 edition, 1995. ISBN 978-0201848403. Kapitel über Farbräume, insbesondere HSV-Modell.
- [32] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016.

- [33] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. *Digital image processing* /. Prentice-Hall [u.a.], Upper Saddle River, NJ :, 2. ed. edition, 2002.
- [34] Himangi Agrawal and Krish Desai. Canny edge detection: A comprehensive review. *International Journal of Technical Research & Science*, 9(Special Issue ISET-2024):126–132, June 2024. ISSN 2454-2024. doi: 10.30780/specialissue-ISET-2024/023.
- [35] Dan Ji, Yunxiang Liu, and Cheng Wang. Research on image edge detection based on improved canny operator. In *2022 3rd International Conference on Information Science, Parallel and Distributed Systems (ISPDS)*, pages 229–232, 2022. doi: 10.1109/ISPDS56360.2022.9874064.
- [36] Stuart Russell and Peter Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice Hall, 3 edition, 2010. ISBN 978-0136042594.
- [37] Sonali B. Maind and Priyanka Wankar. Research paper on basic of artificial neural network. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 2(1):96–100, January 2014. ISSN 2321-8169. doi: 10.17762/ijritcc.v2i1.2920.
- [38] David H. Hubel and Torsten N. Wiesel. Receptive fields of single neurones in the cat’s striate cortex. *The Journal of Physiology*, 148(3):574–591, 1959.
- [39] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi. You only look once: Unified, real-time object detection. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 779–788, 2016. doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [40] Md. Zahid Hossain, Farhad Uz Zaman, and Md. Rakibul Islam. Advancing AI-generated image detection: Enhanced accuracy through CNN and vision transformer models with explainable AI insights. In *2023 26th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT)*, pages 1–6, Cox’s Bazar, Bangladesh, 2023. IEEE. doi: 10.1109/ICCIT60459.2023.10440990.

- [41] Christopher M. Bishop and Hugh Bishop. *Deep Learning: Foundations and Concepts*. Springer, 2024.
- [42] Goutham Kallemputi, Khurram Azeem Hashmi, Alain Pagani, Marcus Liwicki, Didier Stricker, and Muhammad Zeshan Afzal. Toward semi-supervised graphical object detection in document images. *Future Internet*, 14(6):176, 2022. doi: 10.3390/fi14060176. URL <https://www.mdpi.com/1999-5903/14/6/176>.
- [43] Tsung-Yi Lin, Michael Maire, Serge Belongie, Lubomir Bourdev, Ross Girshick, James Hays, Pietro Perona, Deva Ramanan, Piotr Dollár, and C. Lawrence Zitnick. Microsoft coco: Common objects in context. In *Computer Vision – ECCV 2014*, pages 740–755. Springer, 2014. doi: 10.1007/978-3-319-10602-1_48.
- [44] Rafael Padilla, Sergio L. Netto, and Eduardo A. B. da Silva. A survey on performance metrics for object-detection algorithms. In *2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, pages 237–242, Niterói, Brazil, July 2020. IEEE. doi: 10.1109/IWSSIP48289.2020.9145130. URL <https://doi.org/10.1109/IWSSIP48289.2020.9145130>.
- [45] Muhammad Bilal and Zhenyu Tian. Recent development and applications of particle image velocimetry from laboratory to industry. *Acta Photonica Sinica*, 52(3):0352103, 2023. doi: 10.3788/gzxb20235203.0352103. Invited.
- [46] D. B. Barker and M. E. Fourny. Measuring fluid velocities with speckle patterns. *Optics Letters*, 1(4):135–137, 1977. doi: 10.1364/OL.1.000135.
- [47] T. D. Dudderar and P. G. Simpkins. Laser speckle photography in a fluid medium. *Nature*, 270:45–47, 1977. doi: 10.1038/270045a0.
- [48] R. Grousson and S. Mallick. Study of flow pattern in a fluid by scattered laser light. *Applied Optics*, 16(9):2334–2336, 1977. doi: 10.1364/AO.16.002334.
- [49] Ronald J. Adrian. Twenty years of particle image velocimetry. *Experiments in Fluids*, 39(2):159–169, 2005. doi: 10.1007/s00348-005-0991-7.

- [50] Ronald J. Adrian. Scattering particle characteristics and their effect on pulsed laser measurements of fluid flow: speckle velocimetry vs particle image velocimetry. *Applied Optics*, 23(11):1690–1691, 1984. doi: 10.1364/AO.23.001690.
- [51] C. J. D. Pickering and N. A. Halliwell. Laser speckle photography and particle image velocimetry: photographic film noise. *Applied Optics*, 23(17): 2961–2969, 1984. doi: 10.1364/AO.23.002961.
- [52] Richard Keane and Ronald Adrian. Theory of cross-correlation analysis of piv images. *Applied Scientific Research*, 49:191–215, 01 1992. doi: 10.1007/BF00384623.
- [53] N. A. Malik, Th. Dracos, and D. A. Papantoniou. Particle tracking velocimetry in three-dimensional flows. part ii: Particle tracking. *Experiments in Fluids*, 15(4):279–294, 1993. doi: 10.1007/BF00223406.
- [54] Daniel R. Guildenbecher, Timothy J. O’Hern, and Kevin M. A. O’Connor. Particle streak velocimetry for high speed flows. Technical Report 20160007062, NASA Technical Reports Server (NTRS), 2016.
- [55] Dapeng Zhang, Cameron Tropea, Wu Zhou, Tianyi Cai, Haoqin Huang, Xiangrui Dong, Limin Gao, and Xiaoshu Cai. Particle streak velocimetry: a review. *Experiments in Fluids*, 2024. doi: 10.1007/s00348-024-03745-1. Received: 13 February 2024 / Revised: 20 May 2024 / Accepted: 10 July 2024 / Published online: 20 August 2024.
- [56] H. Moses and H. G. Daubek. Errors in wind measurements associated with tower-mounted anemometers. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 42(3):190–194, 1961.
- [57] T. R. Oke. Siting and exposure of meteorological instruments at urban sites. Technical Report IOM Report No. 81, WMO/TD-No. 1250, World Meteorological Organization, 2006.
- [58] Frederick Kojo Chaway Acquah, Jeremiah Paul Konadu Takyi, and Heather R. Beem. Design and characterization of a low-cost particle image

- velocimetry system. *HardwareX*, 19:e00563, 2024. ISSN 2468-0672. doi: 10.1016/j.ohx.2024.e00563.
- [59] Shailee P. Shah, Nayan Mumana, Preksha Barad, Rucha P. Desai, and Pan-kaj S. Joshi. Piv analysis of opaque flow without using high-tech equipment. *Flow Measurement and Instrumentation*, 93:102423, 2023. ISSN 0955-5986. doi: 10.1016/j.flowmeasinst.2023.102423.
- [60] Brock P. Ring, Daniel K. Atkinson, Andrew W. Henderson, and Evan C. Lemley. Development of a low cost particle image velocimetry system for fluids engineering research and education. In *Proceedings of the ASME 2013 Fluids Engineering Division Summer Meeting (FEDSM2013)*, Incline Village, Nevada, USA, July 2013. ASME. doi: 10.1115/FEDSM2013-16239. Paper No. FEDSM2013-16239, Article ID V01AT01A002.
- [61] William Thielicke. Pulse-length induced motion blur in piv particle images: To be avoided at any cost? In *Proceedings of the Fachtagung Experimentelle Strömungsmechanik 2022*, pages 4.1–4.7, Ilmenau, Germany, September 2022. German Association for Laser Anemometry (GALA e.V.), GALA e.V. ISBN 978-3-9816764-8-8.
- [62] Andreas Erhardt. *Einführung in die Digitale Bildverarbeitung*. Vieweg+Teubner, Wiesbaden, 1 edition, 2008.
- [63] Thomas Schütz. *Windkanaltechnik. In: Fahrzeugaerodynamik. ATZ/MTZ-Fachbuch*. Springer Vieweg, Wiesbaden, 2016. ISBN 978-3-658-12817-3.
- [64] Noctua. Abbildung des focused flow™ frame. <https://noctua.at/de/focused-flowtm-frame>. Zugegriffen: 29. Juli 2024.
- [65] W. Zhou, F. Wang, X. Wang, X. Tang, and X. Cai. Particle streak velocimetry method based on binocular vision and multiple exposure. *Acta Optica Sinica*, 41(12):1215001, 2021. doi: 10.3788/AOS202141.1215001. in Chinese.
- [66] Alessandro Foi, Mejdi Trimeche, Vladimir Katkovnik, and Karen Egiazarian. Practical poissonian-gaussian noise modeling and fitting for single-image

- raw-data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(10):1737–1754, 2008. doi: 10.1109/TIP.2008.2001399.
- [67] Shayan Kousha, Ali Maleky, Michael S. Brown, and Marcus A. Brubaker. Modeling srgb camera noise with normalizing flows. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 17463–17471, 2022.
- [68] Veysel Aslantas. A depth recovery algorithm from blurred edges. In Ali Al-Dahoud, editor, *Proceedings of the 3rd International Conference on Information Technology (ICIT 2007)*, Amman, Jordan, May 2007. AL-Zaytoonah University. ICIT 2007, May 9–11, 2007.
- [69] Ken Perlin. Implementing improved perlin noise. In Randima Fernando, editor, *GPU Gems: Programming Techniques, Tips and Tricks for Real-Time Graphics*, chapter 5, pages 73–85. Addison-Wesley Professional, 2004. Online version accessed 2025-12-21.
- [70] Lintao Toni Fan, Luca Kuhn, and Wilhelm Stork. Wind parameter determination at various distances using a sensor based on particle tracking velocimetry. In *2023 Opto-Electronics and Communications Conference (OECC)*, pages 1–3, 2023. doi: 10.1109/OECC56963.2023.10209721.
- [71] Theresa Panther, Maximilian Schambach, and Michael Heizmann. Improving light efficiency in multispectral imaging via complementary notch filters. In Jürgen Beyerer, editor, *Automated Visual Inspection and Machine Vision IV*, volume 11787 of *Proceedings of SPIE*, page 117870K. SPIE, 2021. doi: 10.1117/12.2592411.
- [72] Timo Väisänen, Julia Martikainen, and Karri Muinonen. Scattering of light by dense particulate media in the geometric optics regime. *Journal of Quantitative Spectroscopy & Radiative Transfer*, 241:106719, 2020. ISSN 0022-4073. doi: 10.1016/j.jqsrt.2019.106719.
- [73] B. G. B. Kitchener, J. Wainwright, and A. J. Parsons. A review of the principles of turbidity measurement. *Progress in Physical Geography: Earth*

- and Environment*, 41(5):620–642, 2017. ISSN 0309-1333. doi: 10.1177/0309133317726540.
- [74] James M. Palmer and Barbara G. Grant. *The Art of Radiometry*. Number PM184 in SPIE Press Monograph. SPIE Press, Bellingham, WA, 2009. ISBN 978-0-8194-7245-8. doi: 10.1117/3.798237. Radiometry textbook.
- [75] Richard Szeliski. *Image Formation*, pages 27–83. Springer, Cham, 2 edition, 2022. ISBN 978-3-030-34372-9. doi: 10.1007/978-3-030-34372-9_2.
- [76] 10-minütige Stationsmessungen der Globalstrahlung in J/cm^2 , 2022. URL <https://cdc.dwd.de/portal/202209231028/searchview>. Messstation 4177 Rheinstetten; Zeitraum der Messung: 01.01.2022–31.12.2022.