



UNIVERSITÄT
KOBLENZ · LANDAU

Fachbereich 4: Informatik



Fraunhofer Institut
Integrierte Schaltungen

Kalibrierung von Mikroskopiesystemen

Diplomarbeit
zur Erlangung des Grades
DIPLOM-INFORMATIKER
im Studiengang Computervisualistik

vorgelegt von

Sebastian Brandt

Betreuer: Dipl.-Ing. Dirk Steckhan, Fraunhofer Institut für Integrierte Schaltungen Erlangen IIS

Betreuer: Dipl.-Ing. Stephan Rupp, Fraunhofer Institut für Integrierte Schaltungen Erlangen IIS

Erstgutachter: Dipl.-Ing. Dirk Steckhan, Fraunhofer Institut für Integrierte Schaltungen Erlangen IIS

Dipl.-Ing. Stephan Rupp, Fraunhofer Institut für Integrierte Schaltungen Erlangen IIS

Zweitgutachter: Prof. Dr.-Ing. Dietrich Paulus, Institut für Computervisualistik, Fachbereich Informatik, Universität Koblenz-Landau

Koblenz, im April 2009

Kurzfassung

In der vorliegenden Diplomarbeit werden verschiedene Ansätze zur Kalibrierung eines optischen Mikroskops behandelt. Dabei werden sowohl State-of-the-Art Verfahren der Literatur implementiert, als auch Verbesserungen an diesen Algorithmen durchgeführt, um die Ergebnisse stabiler und die Kalibrierung flexibler zu gestalten.

Hierzu werden Algorithmen entwickelt, die einzelne Parameter der Kalibrierung vorkalibrieren können und somit das Endergebnis der eigentlichen Kalibrierung verbessern.

Des Weiteren werden diverse Techniken behandelt, die Störungen in den Eingabedaten unterdrücken und dadurch eine korrekte Modellschätzung für die Kalibrierung ermöglichen.

Die Algorithmen werden dabei sowohl auf realen als auch auf synthetischen Daten untersucht und miteinander verglichen.

Abstract

In this thesis, different approaches to calibrate an optical microscope will be presented. State-of-the-art algorithms are implemented and improvements are done to get more stable results and make the calibration process more flexible.

Algorithms are developed to calibrate some of the camera parameters in advance in order to achieve better endresults for the calibration process.

In addition techniques will be discussed on how to reduce errors produced by noise on a given input dataset, so that correct parameters for a specific camera model can be calibrated.

These algorithms are evaluated and compared on real and synthetic datasets.

Erklärung

Ich versichere, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe und dass die Arbeit in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegen hat und von dieser als Teil einer Prüfungsleistung angenommen wurde. Alle Ausführungen, die wörtlich oder sinngemäß übernommen wurden, sind als solche gekennzeichnet.

Die Vereinbarung der Arbeitsgruppe für Studien- und Abschlussarbeiten habe ich gelesen und anerkannt, insbesondere die Regelung des Nutzungsrechts.

Mit der Einstellung dieser Arbeit in die Bibliothek bin ich einverstanden. ja nein

Der Veröffentlichung dieser Arbeit im Internet stimme ich zu. ja nein

Koblenz, den 7. April 2009

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	13
1.1	Motivation	13
1.2	Zielsetzung	14
1.3	Gliederung	14
2	Grundlagen	15
2.1	Mikroskopie	15
2.2	Kamerakalibrierung	16
2.3	Kameramodelle	18
2.3.1	Dünne-Linse-Modell	18
2.3.2	Dicke-Linse-Modell	18
2.3.3	Lochkamera-Modell	19
2.4	Verzerrungsmodell	23
2.5	Kalibrieralgorithmen	25
2.5.1	Kalibrierung nach Tsai	25
2.5.2	Kalibrierung nach Zhang	27
3	Kalibrierung von Mikroskopiesystemen	31
3.1	Problemanalyse	31
3.2	Variationen des Tsai-Algorithmus	31
3.2.1	Kalibrierung nach Zhuang und Wu	32
3.2.2	Kalibrierung nach Zhou und Nelson	34
3.3	Variationen des Zhang-Algorithmus	36
3.3.1	Reine Translation	37
3.3.2	Kalibrierung nach Ferreira et al.	37
3.4	Homographiebestimmung	39
3.4.1	8-Punkte-Algorithmus	39
3.4.2	Homographieschätzer	40
3.5	Linienbasierte Verzerrungskorrektur	46
3.6	Entzerrungsalgorithmus	48

4	Verbesserungen	51
4.1	Optimierungsparameter	51
4.2	Gewichtungsverfahren	52
4.3	Dünne-Linse-Modell	54
4.4	Hauptpunktkalibrierung	55
4.5	Achsen-Winkel-Repräsentation	58
5	Evaluierung	61
5.1	Konfiguration	61
5.2	Vereinfachte Rotationsmatrix	61
5.3	Vergleich der Kalibrieralgorithmen	62
5.4	Rauschanfälligkeit	63
5.4.1	Zusammenfassung	64
5.5	Einfluss einer falschen Brennweite	65
5.6	Einfluss eines falschen Hauptpunkts	65
5.7	Evaluierung der implementierten Gewichtungsverfahren	66
5.8	Evaluierung der linienbasierten Verzerrungskorrektur	69
6	Fazit und Ausblick	81

Tabellenverzeichnis

4.1	Vergleich zwischen Achsen-Winkel- und Euler-Optimierung	59
5.1	Vergleich der Kalibrieralgorithmen mit einem Leica 10x Objektiv . .	62
5.2	Vergleich der Kalibrieralgorithmen mit einem Zeiss 40x Objektiv . .	63
5.3	Bestimmung des Hauptpunkts	66
5.4	Fehler bei unterschiedlichem Hauptpunkt, Methode1 = Mitte des Framebuffers, Methode2 = Z-Translation, Methode3 = Objektiv- wechsel	67
5.5	Optimierung der Funktion $y = b * x$ für $b = 1$ mit Hilfe von Gewich- tungsverfahren	68
5.6	Berechnung der Kalibrierungsparameter mit gewichteter Optimie- rungsfunktion	68
5.7	Berechnung der Verzerrungsparameter durch linienbasierte Verzer- rungskorrektur	69
5.8	Kamerakalibrierung nach vorheriger Hauptpunktkalibrierung durch linienbasierte Verzerrungskorrektur	70

Abbildungsverzeichnis

2.1	Aufbau eines Durchlichtmikroskops, Quelle: [Mic09a]	16
2.2	Vergleich des Mikroskopaufbaus mit Abbildung im Unendlichen (oben) und normalem Linsenaufbau (unten)	17
2.3	Dünne-Linse-Modell	19
2.4	Mehrfachbrechung des Lichtstrahls im Dicke-Linse-Modell	20
2.5	Querschnitt eines Nikon 60-fach Objektivs, aufgebaut durch mehrere Linsen innerhalb des Objektivs Quelle:[Mic09b]	20
2.6	Lochkameramodell	21
2.7	Abbildung eines Weltpunkts auf die Bildebene	22
2.8	Verschiedene Verzerrungen: a) Keine Verzerrung, b) Tonnenverzerrung, c) Kissenverzerrung	24
2.9	Radial Alignment Constraint	26
3.1	Vergrößerung eines Mikroskops	35
3.2	Unterschiedliche Modelle mit gleicher Güte nach den RANSAC Vorschriften.	42
3.3	Mit RANSAC geschätztes optimales Modell (links) sowie das eigentliche optimale Modell (rechts)	43
3.4	Verschiedene mit RANSAC geschätzte Modelle und deren Inlier	44
3.5	Linienbasierte Verzerrungskorrektur: Optimierung durch die 1. Ableitung	47
3.6	Linienbasierte Verzerrungskorrektur: Minimierung des Abstands zum Least-Square Line-Fit	47
4.1	Kalibrierung des Hauptpunkts per Laser. Oben: Korrekte Kalibrierung Unten: Einfallsvektor \neq Reflektion erzeugt inkorrekten Hauptpunkt	55
4.2	Berechnung des Hauptpunkts durch Veränderung der Brennweite (links) oder Verschiebung des Kalibrieremusters (rechts) in Z-Richtung	57

5.1	Abweichung in Pixel bei der Verwendung einer vereinfachten Rotationsmatrix gegenüber der realen Rotationsmatrix um die selben Achsen	72
5.2	Aufnahmen des Kalibrieremusters bei 10-facher (links) und 40-facher (rechts) Vergrößerung	73
5.3	Kalibrierte Parameter bei synthetischem normalverteilten Rauschen auf den Eingabedaten, Grundwahrheit: Alpha = 5°, Beta = 2°, Gamma=1°	74
5.4	Kalibrierte Parameter bei synthetischem normalverteilten Rauschen auf den Eingabedaten, Grundwahrheit: Alpha = 5°, Beta = 2°, Gamma=1°	75
5.5	Abstand zum Originalparameter nach der Kalibrierung der Parameter bei synthetischen normalverteiltem Rauschen auf den Eingabedaten	76
5.6	Abstand zum Originalparameter nach der Kalibrierung der Parameter bei synthetischen normalverteiltem Rauschen auf den Eingabedaten	77
5.7	Kalibrierungsergebnisse bei abweichendem Hauptpunkt, Verfahren: Zhuang (oben), Zhou-Nelson (unten)	78
5.8	Kalibrierungsergebnisse bei abweichendem Hauptpunkt, Verfahren: Ferreira	79
5.9	Unterschiedliche Aufnahmen eines 10-fach Objektivs durch Verschiebung des Objekttschis entlang der Z-Achse des Kamerakoordinatensystems.	79
5.10	Zwei Aufnahmen der gleichen Stelle eines Präparats mit einem 2.5-fach Objektiv (links) sowie einem 10-fach Objektivs (rechts)	80

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Motivation

Am Fraunhofer Institut für Integrierte Schaltungen wurde das Projekt HemaCAM ins Leben gerufen. Dieses ermöglicht die Auszählung und Klassifikation von Blutzellen eines Blutausstrichs.

Dafür muss zunächst das optische System des Mikroskops kalibriert werden. Anschließend ist, mit Hilfe eines Abbildungsmodells, eine geometrische Rekonstruktion aus den Aufnahmen möglich. Dadurch können aus den mikroskopischen Bildern Informationen über Größe, Art und Anzahl der Zellen gewonnen werden.

Im Bereich der Kalibrierung von 3D-Kamerasystemen ist eine Vielzahl von Algorithmen verfügbar. Die Mikroskopie bringt jedoch einige Einschränkungen mit sich, die diese Algorithmen nicht anwendbar machen.

Durch eine Kamerakalibrierung können ebenfalls Verzerrungen in der Bildebene bestimmt und ausgeglichen werden. Diese Verzerrungen haben ihre Ursache im Aufbau des Kamera-Linsen-Systems und werden in dieser Arbeit näher beschrieben. Durch eine Entzerrung der Bilder werden viele Weiterverarbeitungsschritte ermöglicht oder vereinfacht. Es soll für diese Arbeit untersucht werden, ob eine Kalibrierung auf idealen, unverzerrten Bildern besser funktioniert als auf den aufgenommenen, verzerrten Bildern. Dabei können durch Verzerrungen Ausreißer in den Datensätzen erzeugt werden, die eine Modellschätzung erschweren und die Kameraparameter negativ beeinflussen. Durch Ausschluß dieser Ausreißer können die vorgestellten Algorithmen stabilisiert und verbessert werden.

Es wäre von Vorteil, wenn eine solche Kalibrierung möglichst autonom und nur mit wenigen Benutzereingaben auskommt bzw. keine speziellen Vorkenntnisse erfordert, so dass eine solche Kalibrierung auch vor Ort von einem Laboranten durchgeführt werden kann.

1.2 Zielsetzung

Das Ziel dieser Diplomarbeit besteht darin, einen für den mikroskopischen Anwendungsbereich tauglichen Kalibrieralgorithmus zu entwickeln. Die Mikroskopie stellt dabei eine Herausforderung dar. Die Einschränkungen, dass der Blickwinkel der Kamera starr und orthogonal zur Bildebene ist, macht viele der bekannten Verfahren unmöglich.

Es wird jedoch im Folgenden gezeigt, dass trotz dieser Einschränkungen mit Hilfe einiger Annahmen speziell für die Mikroskopie eine stabile Kalibrierung möglich ist. Diese Algorithmen werden in C++ umgesetzt und miteinander verglichen.

1.3 Gliederung

Im Folgenden wird eine kurze Gliederung der einzelnen Kapitel dieser Arbeit geboten, welche die Orientierung des Lesers erleichtern soll.

In Kapitel 2 werden die allgemeinen Grundlagen zum Thema Mikroskopie dargestellt und es wird eine Einführung in die Bilderzeugung mit verschiedenen Kamera- und Linsenmodellen gegeben. Des Weiteren werden zwei Kalibrierungsalgorithmen besprochen, wie sie bei herkömmlichen Kameras angewendet werden.

In Kapitel 3 werden die Probleme aufgezeigt, die bei der Bildaufnahme durch Mikroskope entstehen. Es wird der Stand der Technik bei Kalibrierungen in der Mikroskopie beschrieben indem die in Kapitel 2 vorgestellten Algorithmen erweitert werden.

Die entworfenen Algorithmen werden daraufhin in Kapitel 4 verbessert. Hierzu werden Möglichkeiten aufgezeigt, die Kalibrierung zu stabilisieren. Es werden außerdem für diese Arbeit implementierte Verfahren vorgestellt, die es ermöglichen, einige der in Kapitel 3 festgelegten Parameter durch weitere Kalibrierschritte zu bestimmen und somit mehr Flexibilität in den Kalibrierprozess zu bringen.

Eine eingehende Evaluierung der vorgestellten Algorithmen findet in Kapitel 5 statt. Es werden Probleme, Vorteile und Grenzen der verschiedenen Verfahren aufgezeigt und auf ihre praktische Umsetzung eingegangen.

Abschließend dient Kapitel 6 als Zusammenfassung der gesammelten Erkenntnisse und Ergebnisse und zeigt im Ausblick einige Probleme auf die weiterhin bestehen bleiben.

Kapitel 2

Grundlagen

In diesem Kapitel werden die Grundlagen für das Verständnis geschaffen, wie ein Weltpunkt in ein Bild abgebildet wird und welche Seiteneffekte dabei auftreten können. Des Weiteren werden die speziellen Eigenschaften eines Mikroskops erläutert. Allgemeine Algorithmen zur Kalibrierung herkömmlicher Kameras werden vorgestellt. Diese sind die Basis für die späteren Verfahren zur Kalibrierung eines Mikroskops.

2.1 Mikroskopie

Im beschriebenen Anwendungsbereich wird die Mikroskopie hauptsächlich zur quantitativen und qualitativen Analyse eines Präparats verwendet. Das Mikroskop dient dazu, die Szene stark zu vergrößern. Dadurch sind Zellen, nach denen im Präparat gesucht wird, gut erkennbar und detektierbar.

Der prinzipielle Aufbau eines Durchlichtmikroskops ist immer identisch (siehe Abbildung 2.1). Das zu betrachtende Präparat befindet sich auf dem Objektträger, dieser ist auf dem Objektisch befestigt. Je nach Art des Mikroskops ist das Präparat in alle drei Raumrichtungen durch einen Objektführer verschiebbar.

Im Mikroskopfuß befindet sich die Lichtquelle, von der ausgehend Licht durch den Kondensor auf der Objektebene gebündelt wird. Dies führt zu einer gleichmäßigen Ausleuchtung des Präparats. Das Objektiv dient zur Erstellung eines mikroskopischen Zwischenbildes, welches mit einer Tubuslinse auf die Kameraoptik bzw. über das Okular auf die Retina abgebildet wird.

In der Mikroskopie werden fast nur noch Objektive verwendet, die ihr Zwischenbild im Unendlichen abbilden. Dadurch ergibt sich ein flexibleres Design des Mikroskops, weil die Tubuslänge frei wählbar bleibt. Im Tubus des Mikroskops wurde damit mehr Platz geschaffen, um Prismen einzuarbeiten, die z.B. polarisiertes Licht erzeugen können.



Abbildung 2.1: Aufbau eines Durchlichtmikroskops, Quelle: [Mic09a]

Innerhalb des Tubus wurde zusätzlich eine Tubuslinse eingebaut, durch welche die Lichtstrahlen wieder gebündelt werden. Das Objektiv und die Tubuslinse stellen somit ein zusammenhängendes Linsensystem dar mit dem ein Zwischenbild von einem Objekt für das Okular bzw. den CCD-Chip erzeugt wird.

Die Objektive selbst befinden sich auf dem Objektivrevolver, der ein Umschalten zwischen verschiedenen Brennweiten bzw. Vergrößerungsfaktoren ermöglicht.

Die oben auf das Mikroskop aufgesetzte Kamera kommt meist ohne ein weiteres eigenes Linsensystem aus. Der CCD-Chip wird direkt durch die Tubuslinse belichtet.

2.2 Kamerakalibrierung

Zur Herstellung eines Bezugs zwischen 3D Weltkoordinaten und 2D Bildkoordinaten ist es notwendig, das verwendete Kamerasystem (oder besser: das bilderzeugende System) zu kalibrieren. Dies ist für viele weiterführenden Bildverarbeitungsverfahren ([TM93], [ZRFL95], Bildentzerrung aus Kapitel 3.6, u.v.m.) essentiell.

Eine Kamerakalibrierung ist der Prozess, bei dem sowohl *extrinsische* (Rotation und Translation der Kamera in Bezug auf das Weltkoordinatensystem) als auch *intrinsische* Parameter (Beschreibung der Eigenschaften der Kamera, wie Brennweite, Verzerrungsparameter, Hauptpunkt, etc.) einer Kamera mit Hilfe von Punktkorre-

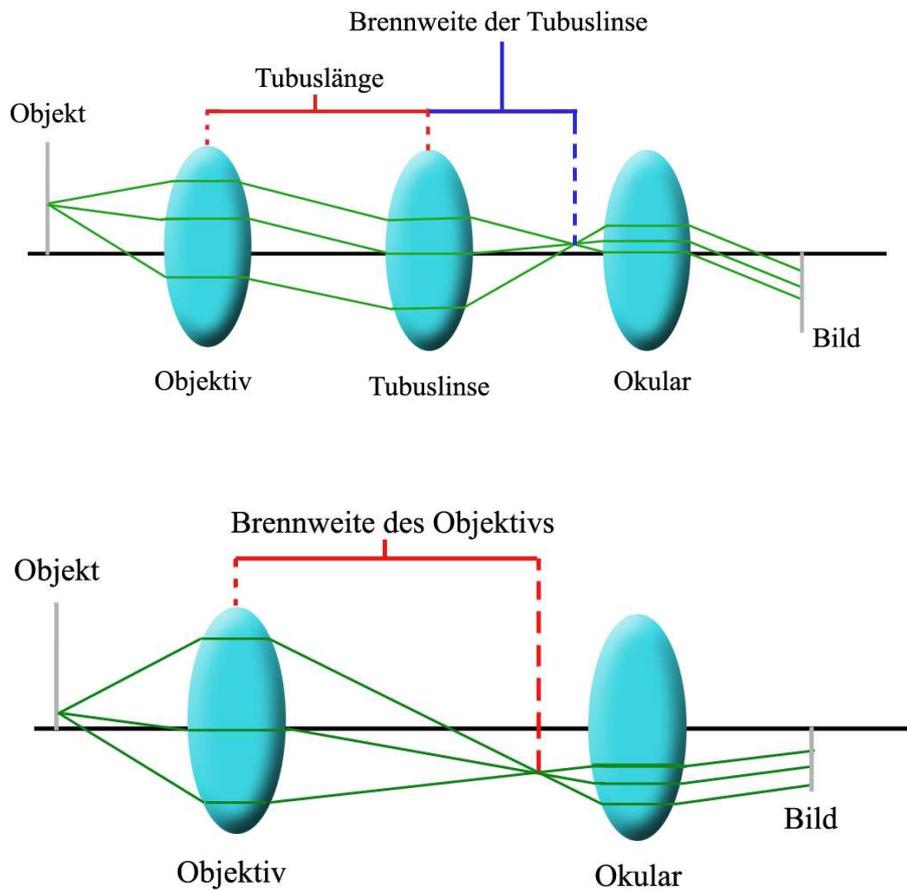


Abbildung 2.2: Vergleich des Mikroskopaufbaus mit Abbildung im Unendlichen (oben) und normalem Linsenaufbau (unten)

spondenzen zwischen bekannten Weltpunkten und Bildpunkten, bestimmt werden. Diese Parameter sind für eine spätere geometrische Rekonstruktion aus den aufgenommenen Bildern notwendig.

Mittlerweile gibt es eine Vielzahl von Algorithmen zur Kalibrierung. Die Aufnahmen eines Kalibrieremusters erfolgen dabei entweder unter Verwendung eines koplanaren, eines nicht-koplanaren oder unter zum Teil vollständigen Verzicht auf ein Kalibrieremuster.

Man spricht von einem koplanaren Kalibrieremuster, wenn alle Weltpunkte, die zur Kalibrierung verwendet werden, in einer Ebene liegen. Nicht-Koplanare Kalibrierung hat in gewissen Bereichen Vorteile (siehe [Tsa87], [CR00]), jedoch wird diese nicht näher betrachtet werden, da sie für die Mikroskopie nicht nutzbar ist (siehe

Kapitel 3.1).

2.3 Kameramodelle

Zur Durchführung einer Kalibrierung wird ein mathematisches Modell benötigt, das die Eigenschaften des bilderzeugenden Systems aufweist. Dieses muss jedoch nicht exakt an den idealen physikalischen Gegebenheiten angelehnt sein, sondern kann diese auch nur annähern. Es bieten sich Modelle an, die das gegebene bilderzeugende System möglichst exakt simulieren, aber trotzdem noch einfach berechenbar sind.

2.3.1 Dünne-Linse-Modell

Im Dünne-Linse-Modell ([Hec05] S. 263ff.) existiert eine Linse, mit der Lichtstrahlen gebrochen werden. Eine Brechung findet normalerweise beim Übergang zwischen zwei Materialien (hier: Luft/Linse, Linse/Luft) statt. Diese Brechung wird jedoch im Dünne-Linse-Modell vereinfacht. Durch die geringe Dicke der Linse, im Vergleich zu ihrer Brennweite, wird anstatt einer Brechung des Lichts bei Ein- und Austritt in die Linse, nur eine Brechung genau im Zentrum der Linse modelliert. Das optische Zentrum liegt genau in der Mitte der Linse.

Es gilt, dass die vom aufgenommenen Objekt eintreffenden Lichtstrahlen parallel zur optischen Achse verlaufen und von der Linse gebündelt werden. Die Brennweite entspricht der Entfernung vom optischen Zentrum zum Schnittpunkt der Lichtstrahlen.

Es werden nur Objekte scharf abgebildet, die sich innerhalb des Fokus befinden. Ein Objekt mit Abstand unendlich zur Linse ist genau dann fokussiert, wenn es im Abstand der Brennweite auf ein Bild projiziert wird. Ändert sich die Entfernung zur Linse so gilt folgende Formel

$$\frac{1}{z} + \frac{1}{f} = \frac{1}{F} . \quad (2.1)$$

Wobei z die Entfernung des Objekts zum optischen Zentrum ist, f die Entfernung der Bildebene zur Linse und F die Brennweite.

2.3.2 Dicke-Linse-Modell

Das Dicke-Linse-Modell ([Hec05] S. 395ff.) erweitert das Vorhergehende dadurch, dass es die mehrfache Brechung von Licht innerhalb der Linse berücksichtigt. Somit wird die Brechung exakter dargestellt und es können Objektive mit mehreren

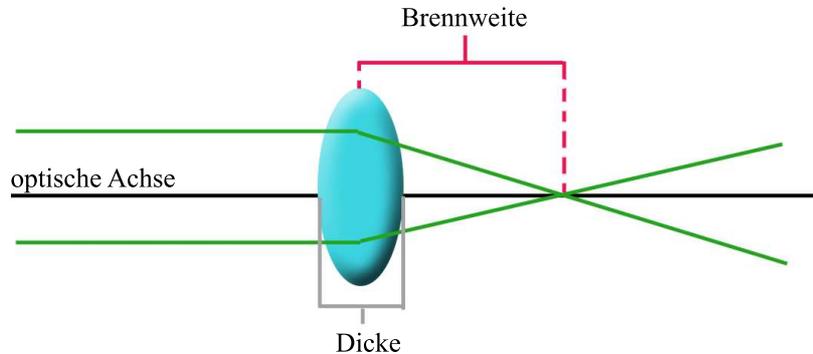


Abbildung 2.3: Dünne-Linse-Modell

hintereinandergeschalteten Linsen modelliert werden.

Dies liefert eine physikalisch bessere Abbildung der Realität, weil der Aufbau eines Objektivs für Mikroskope einem Linsensystem mit mehreren Linsen entspricht (siehe Abbildung 2.5). In der Literatur zur Kalibrierung von Mikroskopen wird dieses Modell jedoch völlig vernachlässigt. Es hat sich in der Praxis gezeigt ([ZN99], [AFF05], [ZW96]), dass es Modelle gibt, die sehr gute Ergebnisse in Bezug auf den Projektionsfehler liefern und einfacher berechenbar sind.

2.3.3 Lochkamera-Modell

Für die meisten Anwendungszwecke hat sich das einfache Lochkameramodell ([HZ04] S. 153ff.) bewährt (siehe Abbildung 2.6). Es gilt, dass alle ausgesendeten Lichtstrahlen in einem Punkt fokussiert und danach auf eine Bildebene abgebildet werden. Die optische Achse verläuft durch das Loch (\mathbf{O}_c) und liegt orthogonal zur Bildebene. Das optische Zentrum ist das Loch selbst.

$\mathbf{p}_w = (x_w, y_w, z_w)^T$ ist ein 3D-Punkt im Weltkoordinatensystem, dessen Ursprung \mathbf{O}_w beliebig wählbar ist.

Ein in der Welt befindliches Kamerasystem hat seinen Ursprung im optischen Zentrum, die Z-Achse verläuft entlang der optischen Achse und X-/Y-Achsen sind Parallel zur X-/Y-Achse der Bildebene.

Bei der Abbildung eines 3D Weltpunktes auf einen 2D Pixelpunkt werden mehrere Transformationen durchgeführt.

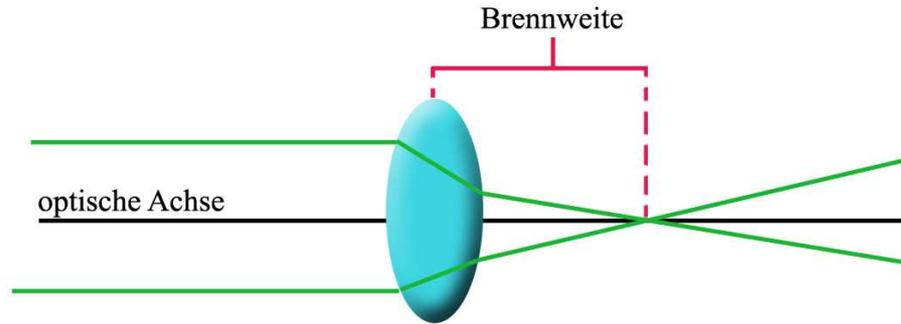


Abbildung 2.4: Mehrfachbrechung des Lichtstrahls im Dicke-Linse-Modell



Abbildung 2.5: Querschnitt eines Nikon 60-fach Objektivs, aufgebaut durch mehrere Linsen innerhalb des Objektivs Quelle:[Mic09b]

Jeder Punkt in Weltkoordinaten \mathbf{p}_w lässt sich durch eine Rotation \mathbf{R} und Translation \mathbf{t} in Kamerakoordinaten \mathbf{p}_c darstellen mittels

$$\mathbf{p}_c = \mathbf{R} * \mathbf{p}_w + \mathbf{t} . \quad (2.2)$$

\mathbf{R} ist hierbei eine 3x3 Rotationsmatrix und \mathbf{t} der Translationsvektor. Sie bilden die extrinsischen Parameter der Kamera.

Zur Transformation der Punkte \mathbf{p}_c in Bildkoordinaten \mathbf{p}_i kann auf mehrere projektive Modelle zurückgegriffen werden (orthographisch, skaliert-orthographisch, perspektivisch), wobei nur die perspektivische Projektion im vorliegenden Fall angewendet wird. Ein Punkt in Kamerakoordinaten wird dabei auf Bildkoordinaten

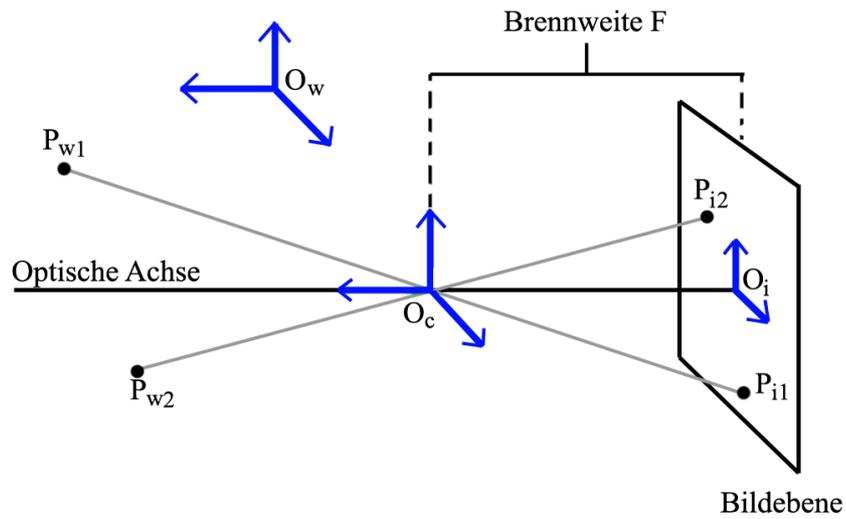


Abbildung 2.6: Lochkameramodell

abgebildet. Aus dem Strahlensatz ergibt sich (Abbildung 2.7)

$$\frac{p_{cx}}{p_{ix}} = \frac{p_{cz}}{F} \quad (2.3)$$

$$\frac{p_{cy}}{p_{iy}} = \frac{p_{cz}}{F} \quad (2.4)$$

$$p_{ix} = F * \frac{p_{cx}}{p_{c1z}} \quad (2.5)$$

$$p_{iy} = F * \frac{p_{cy}}{p_{c1z}} \quad (2.6)$$

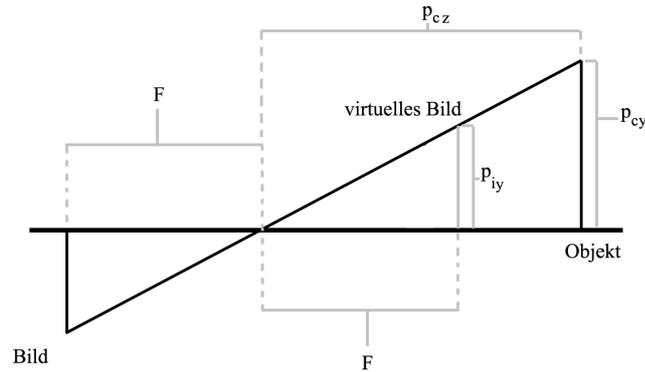


Abbildung 2.7: Abbildung eines Weltpunkts auf die Bildebene

Aufgrund des Faktors $\frac{1}{p_{cz}}$ ist dieses System nicht linear. Durch die Verwendung von homogenen Koordinaten und einer Homogenisierung lässt sich die Gleichung jedoch wieder als lineare Matrizenrechnung formulieren

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{A} * \mathbf{p}_c \quad (2.7)$$

$$= \begin{pmatrix} F & 0 & 0 & 0 \\ 0 & F & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{p}_c \quad (2.8)$$

$$= \begin{pmatrix} F & 0 & 0 & 0 \\ 0 & F & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_{cx} \\ p_{cy} \\ p_{cz} \\ p_{cw} \end{pmatrix} \quad (2.9)$$

$$= \begin{pmatrix} F * p_{cx} \\ F * p_{cy} \\ p_{cz} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{F * p_{cx}}{p_{cz}} \\ \frac{F * p_{cy}}{p_{cz}} \\ 1 \end{pmatrix} . \quad (2.10)$$

Zusammen mit Gleichung 2.2 ergibt dies folgende Transformation

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{A} * [\mathbf{Rt}] * \mathbf{p}_w . \quad (2.11)$$

Aus $\mathbf{A} * [\mathbf{Rt}]$ folgt die Projektionsmatrix \mathbf{H} . Eine genauere Erläuterung findet sich in Kapitel 3.4.

Punkte aus idealen Bildkoordinaten werden in reale Bildkoordinaten durch ein Verzerrungsmodell abgebildet. Die Gründe und Vorgehensweisen dafür finden sich im nächsten Kapitel.

$$\mathbf{p}_{id} = \mathbf{p}_{iu} * (1 + \kappa * r^2)$$

Zur Darstellung der Bildkoordinaten im Speicher des Computers erfolgt eine Transformation von Bildkoordinaten zu Pixelkoordinaten. Der Ursprung des Pixelkoordinatensystems wird normalerweise in der linken oberen Ecke des Bildes angenommen. Es findet somit eine Verschiebung um den Hauptpunkt HC statt. Des Weiteren müssen die physikalischen Sensorelemente der Kamera nicht quadratisch sein. Zur Umrechnung von Bildkoordinaten in Pixelkoordinaten muss der Abstand der Zentren der Sensorelemente in die Modellgleichung einfließen. Es ergibt sich

$$\begin{aligned}x_f &= sx * dx^{-1} * (x_{id} + HC_x) \\y_f &= dy * (y_{id} + HC_y) .\end{aligned}$$

Dabei ist dx und dy der Abstand zwischen den einzelnen Sensorelementen des CCD-Chips. sx ist ein hardwarespezifischer Skalierungsfaktor.

In der Literatur wird ausschließlich dieses Modell zur Kalibrierung von Mikroskopen verwendet. Es liefert trotz einfacher Berechenbarkeit, im Bereich der Mikroskopie, einen geringen Projektionsfehler bei der Abbildung von Welt- in Pixelkoordinaten. Dies werden Untersuchungen in späteren Kapiteln dieser Arbeit bestätigen. In Kapitel 4.3 wird das Modell um ein Dünne-Linse-Modell erweitert, um die Brennweite des gesamten Linsensystems anhand der Objektivbrennweite berechnen zu können.

2.4 Verzerrungsmodell

Das Lochkameramodell ist ein mathematisch einfaches Modell zur Beschreibung des Zusammenhangs zwischen Welt- und Bildkoordinaten. Eine Abbildung eines Punktes, mit Hilfe des Lochkameramodells, ist jedoch bei Verwendung eines Linsensystems nicht zutreffend. Durch die Bauart der Linsen entstehen Verzerrungen in der Bildebene gegenüber einem optimalen Bild. Die Gründe für diese Verzerrungen werden unter Anderem in [Bro71] und [TBW03] dargestellt.

Es ist ein Modell erforderlich, welches sowohl die Abbildung über das Lochkameramodell ermöglicht, als auch die Verzerrungen in der Bildebene modellieren kann.

Das Verzerrungsmodell nach Brown [Bro71] hat sich hierfür als tauglich erwiesen. Durch das Modell sind zwei Arten der Verzerrung darstellbar. Die Krümmung der Linse verursacht eine radiale Verzerrung. Eine fehlerhafte Fertigung des bilderzeugenden Systems dagegen führt zu einer tangentialen Verzerrung.

Eine radiale Verzerrung wird beschrieben durch ein Polynom mit ausschließlich geraden Exponenten der Form

$$\begin{aligned}drx(x_u, y_u) &= x_u * (\kappa_1 * r^2 + \kappa_2 * r^4 + \dots + \kappa_n * r^{(n*2)}) \\dry(x_u, y_u) &= y_u * (\kappa_1 * r^2 + \kappa_2 * r^4 + \dots + \kappa_n * r^{(n*2)}) ,\end{aligned}$$

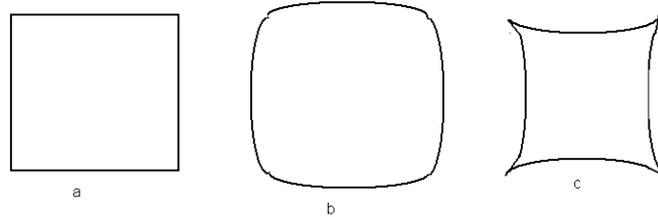


Abbildung 2.8: Verschiedene Verzerrungen: a) Keine Verzerrung, b) Tonnenverzerrung, c) Kissenverzerrung

wobei $dx(x_u, y_u)$ und $dy(x_u, y_u)$ die Verzerrungsfunktion in X- respektive Y-Richtung ist, κ_i der Verzerrungsfaktor, x_u und y_u die unverzerrte Bildkoordinate und r der Abstand der unverzerrten Bildkoordinaten zum Verzerrungszentrum (x_0, y_0) mit $r = \sqrt{((x_u - x_0)^2 + (y_u - y_0)^2)}$. In der Literatur ([Tsa87], [Zha98b], [HS97], [LL96]) werden jedoch nur die ersten ein oder zwei Parameter als sinnvoll erachtet. Die Parameter κ_1 und κ_2 haben den größten Einfluss auf die Verzerrung. Eine Erweiterung auf mehr Parameter führt nicht zu einer besseren Darstellung, sondern nur zu numerischen Instabilitäten [Tsa87]. Ist $\kappa > 0$ handelt es sich um eine Tonnenverzerrung, bei $\kappa < 0$ bildet sich eine kissenförmige Verzerrung.

Die Ursache der tangentialen Verzerrung ist meist eine Verschiebung des CCD-Chips gegenüber der optischen Achse oder eine Verschiebung der Zentren einzelner Linsen des optischen Systems ([HS97]). Dies ist darstellbar durch ein Polynom der Form

$$\begin{aligned} dx(x_u, y_u) &= (P_1(r^2 + 2(x_u - x_0)^2) + 2P_2(x_u - x_0)(y_u - y_0)) * (1 + P_3r^2 + \dots) \\ dy(x_u, y_u) &= (P_2(r^2 + 2(y_u - y_0)^2) + 2P_1(x_u - x_0)(y_u - y_0)) * (1 + P_3r^2 + \dots) \end{aligned} ,$$

mit P_1 bis P_n als Parameter der tangentialen Verzerrung.

In der Literatur wird kontrovers diskutiert ([MW04], [Tsa87], [Zha98b]), ob die tangentiale Verzerrung überhaupt betrachtet werden sollte. Die radiale Verzerrung ist der dominante Faktor der Verzerrungsfunktion und die Parameter für die tangentiale Verzerrung sind meist sehr klein. Des Weiteren ist es möglich, eine geringe Verzerrung in diesem Bereich auch nur durch eine Verschiebung des Hauptpunktes abzubilden ([MW04]). Somit ist eine Anwendung der tangentialen Verzerrungsfunktion unnötig und beeinflusst die Stabilität der Ergebnisse negativ.

Als Verzerrungszentrum wird in der Literatur häufig der Hauptpunkt bzw. Mittelpunkt des Bildspeichers gewählt. Dies ist jedoch nicht korrekt (vgl. [HK07]), falls der CCD-Chip nicht exakt orthogonal zur optischen Achse steht, einzelne Linsen eines Objektivs unzureichend zusammengebaut sind oder nicht der komplette

Sensorbereich aufgenommen/abgespeichert wird. Im Anwendungsbereich der Mikroskopie kann jedoch von einer so hohen Fertigungsqualität ausgegangen werden, dass dieser Fehler an dieser Stelle vernachlässigt werden kann. Trotzdem wird in Kapitel 3.5 eine Möglichkeit zur Kalibrierung des Verzerrungszentrums vorgestellt.

Für die komplette Transformation eines Weltpunkts $p_w = (x_w, y_w, z_w)^T$ in einen Bildpunkt $p_i = (x_i, y_i)^T$ ergibt sich dadurch

$$x_{iu} * (1 + \kappa * r^2) = F * \frac{(r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + t_x)}{r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + t_z} \quad (2.12)$$

$$y_{iu} * (1 + \kappa * r^2) = F * \frac{(r_4 x_w + r_5 y_w + r_6 z_w + t_y)}{r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + t_z}, \quad (2.13)$$

mit der Rotationsmatrix $\mathbf{R} = \begin{pmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{pmatrix}$

2.5 Kalibrieralgorithmen

Durch die geringe Tiefenschärfe und die starre orthogonale Sicht der Kamera auf die Objektebene eignen sich nur Verfahren, die mit Hilfe eines koplanaren Kalibrierungsmusters eine Kamerakalibrierung ermöglichen.

Bei der Recherche haben sich dabei zwei Kalibrieralgorithmen ergeben, die übertragbar auf die Mikroskopie sind. Diese werden zunächst in ihrer ursprünglichen Form vorgestellt ehe die vorzunehmenden Änderungen für die Mikroskopie besprochen werden.

2.5.1 Kalibrierung nach Tsai

Voraussetzung für beide Algorithmen ist ein vorhandenes Kalibrierungsmuster. Von diesem muss die Position der zu extrahierenden Merkmale in Weltkoordinaten bekannt sein. Tsais Algorithmus eignet sich sowohl zur Kalibrierung koplanarer als auch nicht-koplanarer Kalibrierungsmuster. Wie zuvor beschrieben, wird jedoch nur auf den Ansatz des koplanaren Kalibrierungsmusters eingegangen.

Die wichtigste Bedingung in Tsais Algorithmus ist das *Radial Alignment Constraint* (RAC). Durch dieses wird ausgedrückt, dass der Vektor ausgehend vom Hauptpunkt zum Bildpunkt ($\overline{O_i P_i}$) parallel zum Vektor zwischen optischer Achse und abgebildetem Weltpunkt ($\overline{P_z P_w}$) liegt.

Diese Bedingung gilt unabhängig von allen Kameraparametern und jeglicher radialer Verzerrung.

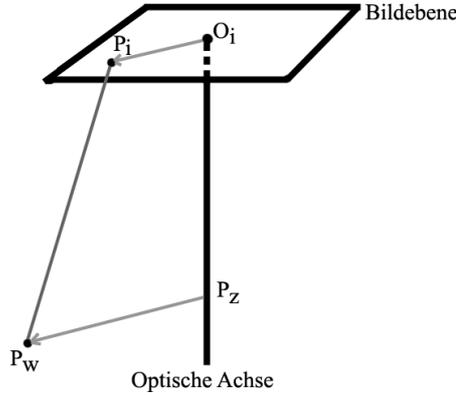


Abbildung 2.9: Radial Alignment Constraint

Mit $\mathbf{v} = \overline{O_i P_i}$ und $\mathbf{w} = \overline{P_z P_w}$ ergibt sich aus der Parallelität, dass das Kreuzprodukt beider Vektoren null ist und somit gilt

$$v_x * w_y - v_y * w_x = 0$$

und

$$X_i(r_4 x_w + r_5 y_w + r_6 z_w + t_y) = Y_i(r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + t_x) \quad .$$

Wobei X_i und Y_i die Koordinaten in der Bildebene sind, $\mathbf{p}_w = (x_w, y_w, z_w)^T$ der korrespondierende Weltpunkt ist und $\mathbf{R} = \begin{pmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{pmatrix}$ der Rotationsmatrix entspricht. Da $z_w = 0$ für alle Punkte eines koplanaren Kalibrierungsmusters, ergibt sich daraus ein lineares Gleichungssystem mit fünf Unbekannten.

$$(y_i x_w, y_i y_w, y_i, -x_i x_w, x_i y_w) \begin{pmatrix} t_y^{-1} r_1 \\ t_y^{-1} r_2 \\ t_y^{-1} t_x \\ t_y^{-1} r_4 \\ t_y^{-1} r_5 \end{pmatrix} = x_i$$

Zur Lösung des Gleichungssystems muss gelten $t_y \neq 0$, was durch eine Verschiebung des Kalibrierungsmusters erreicht werden kann oder durch eine Umformung der Gleichung durch eine Multiplikation mit $\frac{t_y}{t_x}$.

Die einzelnen Parameter lassen sich aus dem gefundenen Lösungsvektor extrahieren. Der Beweis hierfür findet sich in [Tsa87] und basiert darauf, dass r_1, r_2, r_4, r_5 die obere linke 2x2 Untermatrix der Rotationsmatrix ist. Um die Orthonormalität

der Spaltenvektoren der Rotationsmatrix zu erhalten sind nur zwei Skalierungen möglich (+/- 1), deshalb ergibt sich nach Tsai

$$t_y^2 = \frac{S_r - [S_r^2 - 4(r_1 * r_5 - r_4 * r_2)^2]^{\frac{1}{2}}}{2 * (r_1 * r_5 - r_4 * r_2)^2}$$

mit

$$S_r = r_1^2 + r_2^2 + r_4^2 + r_5^2 \quad .$$

Die Mehrdeutigkeit der Lösung für t_y löst sich durch Berechnung der restlichen Parameter mit positivem t_y und anschließendem Einsetzen eines Kalibrierpunktes in das Gleichungssystem 2.5. Liegt der berechnete Bildpunkt im gleichen Bildquadranten wie der Kalibrierpunkt ist die korrekte Lösung für t_y ermittelt, ansonsten ist das Vorzeichen von t_y zu wechseln.

Mit den berechneten Parametern der Untermatrix ergeben sich aufgrund der Orthonormalität der Spaltenvektoren der Rotationsmatrix die restlichen Einträge von \mathbf{R} . Dabei gilt für den fehlenden Eintrag im ersten und zweiten Spaltenvektor $r_7 = (1 - r_1 - r_4)^2$ bzw. $r_8 = (1 - r_2 - r_5)^2$. Der letzte Spaltenvektor der Rotationsmatrix ergibt sich aus dem Kreuzprodukt der Spaltenvektoren $\mathbf{r}_1 \times \mathbf{r}_2$.

Der zweite Schritt zur Lösung der Kameraparameter ist die Bestimmung der Parameter der Brennweite F und des Translationsparameters t_z sowie des Verzerrungsparameters κ . Aus Gleichung 2.12 ergibt sich

$$\begin{aligned} (r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + t_x)F - x_i * t_z &= (r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w) x_i \\ (r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + t_y)F - y_i * t_z &= (r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w) y_i \quad . \end{aligned}$$

Dies ist ein lineares Gleichungssystem mit zwei Unbekannten (F und T_z) mit

$$(x_i, Y_i) \begin{pmatrix} F \\ t_z \end{pmatrix} = (r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w) x_i \quad .$$

Mit genügend vielen nicht-kollinearen Kalibrierpunkten ist das Gleichungssystem lösbar. Die nach diesem Verfahren kalibrierten Parameter dienen als Startwerte für eine nicht-lineare Optimierung zur Minimierung des Projektionsfehlers, wobei die Initialschätzung für κ mit null angenommen wird.

2.5.2 Kalibrierung nach Zhang

Zhang beschreibt in [Zha98b] eine weitere Möglichkeit der Kalibrierung. Sein Ansatz basiert auf der Homographie zwischen Welt- und Bildkoordinaten des Kalibrierungsmusters. Eine Homographie beschreibt dabei die Abbildung von Punkten

einer Ebene auf eine andere Ebene. Für den Fall der koplanaren Kalibrierung gilt, dass es eine Homographie \mathbf{H} gibt, die einen Weltpunkt auf einen Punkt in Bildkoordinaten abbildet mit

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{H} * \mathbf{p}_w \quad .$$

Die Homographie kann durch genügend (mindestens acht) Punktkorrespondenzen geschätzt werden. Erklärungen zu verschiedenen Verfahren finden sich hierzu in Kapitel 3.4. Bei einem koplanaren Kalibriermuster ist die Matrix wie folgt aufgebaut

$$\mathbf{H} = \mathbf{A} * [\mathbf{r}_1 \mathbf{r}_2 \mathbf{t}] \quad ,$$

mit \mathbf{A} als Matrix der intrinsischen Parameter, $\mathbf{r}_1/\mathbf{r}_2$ als erster bzw. zweiter Spaltenvektor der Rotationsmatrix und \mathbf{t} als Translationsvektor. Mit \mathbf{h}_i als i -ter Spaltenvektor von \mathbf{H} folgt daraus

$$\mathbf{h}_1 = \mathbf{A} * \mathbf{r}_1 \quad (2.14)$$

$$\mathbf{h}_2 = \mathbf{A} * \mathbf{r}_2 \quad . \quad (2.15)$$

Durch die Orthonormalität der Spaltenvektoren der Rotationsmatrix ergibt sich

$$\mathbf{r}_1 \cdot \mathbf{r}_2 = 0 \quad (2.16)$$

$$\mathbf{r}_1 \cdot \mathbf{r}_1 = 1 \quad (2.17)$$

$$\mathbf{r}_2 \cdot \mathbf{r}_2 = 1 \quad . \quad (2.18)$$

Aus Gleichung 2.14 und Gleichung 2.16 folgen nach Zhang zwei Nebenbedingungen, die für jede Homographie gelten, mit

$$\mathbf{h}_1^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_2 = 0 \quad (2.19)$$

$$\mathbf{h}_1^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_1 = \mathbf{h}_2^T \mathbf{A}^{-T} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{h}_1 \quad . \quad (2.20)$$

Sei \mathbf{H} durch eine Schätzung bekannt, so lassen sich mit Gleichung 2.19 und Gleichung 2.20 zwei Parameter aus \mathbf{A} berechnen (siehe [Zha98b]). Mit mindestens drei Homographien des gleichen Kamerasystems können alle fünf Parameter aus \mathbf{A} sowie ein Skalierungsfaktor berechnet werden. Mit nur zwei Homographien sind, durch Festlegung des Hauptpunktes, noch die Scherung und die Brennweite in X- und Y-Richtung berechenbar.

Ist die Matrix \mathbf{A} bekannt, lassen sich mit Gleichung 2.14 die restlichen Kameraparameter bestimmen:

$$\mathbf{r}_1 = \lambda * \mathbf{A}^{-1} * \mathbf{h}_1 \quad (2.21)$$

$$\mathbf{r}_2 = \lambda * \mathbf{A}^{-1} * \mathbf{h}_2 \quad (2.22)$$

$$\mathbf{r}_3 = \mathbf{r}_1 \times \mathbf{r}_2 \quad (2.23)$$

$$\mathbf{t} = \lambda * \mathbf{A}^{-1} * \mathbf{h}_3 \quad (2.24)$$

$$\lambda = \frac{1}{\|\mathbf{A}^{-1} * \mathbf{h}_1\|} \quad . \quad (2.25)$$

Dabei ist λ der zuvor bestimmte Skalierungsfaktor der Homographie.

Um die gefundenen Parameter zu optimieren bieten sich entweder ein iterativer oder ein nichtlinearer Verfeinerungsschritt an.

Im iterativen Verfahren werden zunächst unter Vernachlässigung der radialen Verzerrung alle Kameraparameter mit Ausnahme von κ optimiert mit

$$\min \sum \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{\text{proj}}\|^2 . \quad (2.26)$$

\mathbf{x}_i ist ein aufgenommener Kalibrierpunkt im Bildkoordinatensystem und \mathbf{x}_{proj} der projizierte korrespondierende Weltpunkt mit den unter Gleichung 2.21 bis Gleichung 2.25 bestimmten Kameraparametern. Die Verzerrungsparameter ergeben sich indem

$$x_d = x_u * (1 + \kappa_1 * r^2 + \kappa_2 * r^4) \quad (2.27)$$

$$y_d = y_u * (1 + \kappa_1 * r^2 + \kappa_2 * r^4), \quad (2.28)$$

mit minimalem quadratischen Fehler gelöst wird. Eine anschließende erneute Optimierung von Gleichung 2.26 führt zu neuen Schätzungen der Kameraparameter. Dieses Verfahren wird solange iteriert bis der Projektionsfehler aus Gleichung 2.26 eine vorher festgelegte Schranke unterschreitet.

Alternativ kann Gleichung 2.26 auch mit dem Projektionsmodell aus Gleichung 2.12 inklusive der Parameter für die Verzerrung optimiert werden. Der Initialwert für κ kann entweder durch Gleichung 2.27 bestimmt oder als null angenommen werden. Laut Zhang führt dies in der Praxis zu einem schnelleren und besseren Ergebnis als das iterative Verfahren, was im Laufe diese Arbeit bestätigt wurde.

Kapitel 3

Kalibrierung von Mikroskopiesystemen

3.1 Problemanalyse

Während es viele Algorithmen gibt, die eine handelsübliche Kamera kalibrieren können ([Tsa87],[Zha98b],[CR00],[HS97]), so bringt das mikroskopische Anwendungsfeld diverse Einschränkungen mit sich. Diese machen es schwierig und zum Teil sogar unmöglich die vorgestellten Verfahren in der beschriebenen Form anzuwenden.

Eine Einschränkung der Mikroskopie ist, dass die Kalibrierebene immer nahezu parallel zur Bildebene ist, es somit kaum Tiefeninformationen aus dem Kalibrieremuster gewonnen werden können.

Des Weiteren ist der fokussierbare Bereich sehr klein, was eine Aufnahme aus unterschiedlichen Ansichten erschwert. Sobald der fokussierbare Bereich verlassen wird liegt eine Unschärfe über der Aufnahme. Dies hat zur Folge, dass keine exakten Kanten mehr detektiert werden können und Merkmale nur noch ungenau extrahiert werden können. Dies beeinflusst den Kalibrierprozess negativ.

3.2 Variationen des Tsai-Algorithmus

Die Kalibrierung eines Mikroskops mit dem in Kapitel 2.5.1 vorgestellten Ansatz ist aus den genannten Gründen nicht möglich. Der erste Schritt aus Tsais 2-Schritte-Kalibrierung zur Bestimmung von \mathbf{R} , t_x und t_y ist durchführbar, der zweite Schritt zur Bestimmung von t_z und F scheitert jedoch. Dies wird im folgenden Abschnitt

bewiesen.

$$\frac{x_i}{F} = \frac{r_1 * x_w + r_2 * y_w + r_3 * z_w + t_x}{r_7 * x_w + r_8 * y_w + r_9 * z_w + t_z} \quad (3.1)$$

$$\frac{y_i}{F} = \frac{r_4 * x_w + r_5 * y_w + r_6 * z_w + t_y}{r_7 * x_w + r_8 * y_w + r_9 * z_w + t_z} \quad (3.2)$$

Gleichung 3.1 und Gleichung 3.2 beschreiben die Abbildung eines Weltpunktes auf einen Bildpunkt unter Vernachlässigung radialer Verzerrung. Durch Kreuzmultiplikation ergibt sich daraus

$$\begin{aligned} (r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + t_x) * F - x_i t_z &= (r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w) * x_i \\ (r_4 x_w + r_5 y_w + r_6 z_w + t_y) * F - y_i t_z &= (r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w) * y_i \end{aligned}$$

Ohne Verletzung der Allgemeingültigkeit dieser Gleichung kann z_w als null angenommen werden. Die Rotationsmatrix \mathbf{R} setzt sich zusammen aus der Multiplikation der einzelnen Rotationsmatrizen um die entsprechende Achsen des Koordinatensystems. Für den Fall der orthogonalen Sicht auf die Kalibrierebene (d.h. keine Rotation um X- oder Y-Achse) bedeutet dies

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & \sin(\alpha) & 0 \\ -\sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

Das heißt, die Einträge r_7, r_8, r_3 und r_6 aus \mathbf{R} werden (nahezu) null und somit die Gleichungen 3.1 und 3.2 linear abhängig.

Dadurch sind t_z und F nicht mehr getrennt voneinander berechenbar, sondern nur noch das Verhältnis $\frac{t_z}{F}$. Laut Tsai [Tsa87] lässt sich dieser Effekt verhindern, wenn das Kalibrieremuster in einem Winkel von mindestens 30° aufgenommen wird.

Um diesen Ansatz für die Mikroskopie anwendbar zu machen, gibt es zwei leicht unterschiedliche Variationen in der Literatur. Diese stammen zum Einen von Zhou und Nelson [ZN99], die sich sehr am Original-Algorithmus von Tsai orientieren und zum Anderen von Zhuang und Wu [ZW96], die den Kalibrierablauf etwas abändern.

3.2.1 Kalibrierung nach Zhuang und Wu

Es wird keine spezielle Annahme für den mikroskopischen Bereich gemacht, da der Algorithmus ursprünglich zur Kalibrierung jedes Kamerasystems mit einer Kalibrierebene parallel zur Bildebene entwickelt wurde. Als Voraussetzung für den

Algorithmen müssen die intrinsischen Parameter für die effektive Brennweite, den Hauptpunkt, Scherung und Pixelabstand bekannt sein. Die Autoren schlagen vor, diese durch eine vorherige Kalibrierung mit einem nicht parallelen Kalibrieremuster zu bestimmen. Dies ist jedoch bei der Kalibrierung eines Mikroskops, durch die unter Kapitel 3.1 beschriebenen Eigenschaften, nicht möglich. Hier muss entweder auf die Herstellerangaben zurückgegriffen werden oder der unter Kapitel 4.3 erklärte Kalibrierungsschritt durchgeführt werden.

Ein Kernpunkt des Algorithmus ist die Vereinfachung der Rotationsmatrix. Gegeben sei eine Rotationsmatrix der Form

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c\alpha * c\beta & c\alpha * s\beta * s\gamma - s\alpha * c\gamma & c\alpha * s\beta * c\gamma + s\alpha * s\gamma \\ s\alpha * c\beta & s\alpha * s\beta * s\gamma + c\alpha * c\gamma & s\alpha * s\beta * c\gamma - c\alpha * s\gamma \\ -s\beta & c\beta * s\gamma & c\beta * c\gamma \end{pmatrix} .$$

Der Lesbarkeit wegen wurde $\sin x$ mit sx und $\cos x$ mit cx abgekürzt. Durch Ausnutzung der Eigenschaft, dass $\sin x = x$ und $\cos x = 1$ für kleine x , gilt

$$\begin{pmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c\alpha & s\alpha & c\alpha * \beta + s\alpha * \gamma \\ s\alpha & c\alpha & s\alpha * \beta - c\alpha * \gamma \\ -\beta & \gamma & 1 \end{pmatrix} . \quad (3.5)$$

Dies führt zwar zu einer nicht exakten Rotationsmatrix, weil die Bedingung von drei orthonormalen Spaltenvektoren verletzt wird. Durch den Aufbau des Mikroskops ergeben sich jedoch nur kleine Winkeln um die X- und Y-Achse. Dadurch sind die erzeugten Fehler durch eine Vereinfachung der Rotationsmatrix relativ gering (vgl. Kapitel 5.2). Je größer die Winkel β und γ , umso schlechter ist dadurch auch das Ergebnis.

Da ein perspektivisches Projektionsmodell verwendet wird, ergibt sich aus Gleichung 3.5 und Gleichung 2.12

$$\frac{x_i}{1 - \kappa * r^2} = f_x * \frac{\cos \alpha * x_w - \sin \alpha * y_w + t_x}{-\beta * x_w + \gamma * y_w + t_z} \quad (3.6)$$

$$\frac{y_i}{1 - \kappa * r^2} = f_y * \frac{\sin \alpha * x_w + \cos \alpha * y_w + t_y}{-\beta * x_w + \gamma * y_w + t_z} . \quad (3.7)$$

Solange t_x und t_y nicht gleichzeitig null sind, lässt sich das Gleichungssystem für $\frac{x_i}{y_i}$ lösen. Für $T_y \neq 0$ gilt somit

$$x_w y_i \cos \alpha t_y^{-1} - y_w y_i \sin \alpha t_y^{-1} + y_i t_x t_y^{-1} - x_w x_i s \sin \alpha t_y^{-1} - y_w x_i s \cos \alpha t_y^{-1} - x_i s = 0$$

$$(x_w y_i - y_w x_i s, \quad -y_w y_i - x_w x_i s, \quad y_i) \begin{pmatrix} \cos \alpha t_y^{-1} \\ \sin \alpha t_y^{-1} \\ t_x t_y^{-1} \end{pmatrix} = x_i s , \quad (3.8)$$

mit

$$s = \frac{f_x}{f_y} .$$

Mit genügend („wesentlich mehr als fünf“ [Tsa87]) korrespondierenden Kalibrierpunkten lässt sich das Gleichungssystem mit drei Unbekannten mit minimalem quadratischen Fehler berechnen.

Durch Anwendung trigonometrischer Funktionen folgen aus dem Ergebnisvektor $\mathbf{v} = (v_1, v_2, v_3)^T$ von Gleichung 3.8 die Kameraparameter

$$\begin{aligned} \alpha &= \operatorname{atan}\left(\frac{v_2}{v_1}\right) \\ t_y &= \begin{cases} \frac{\sin \alpha}{v_2}, & \text{falls } v_2 \neq 0 \\ \frac{\cos \alpha}{v_1}, & \text{sonst} \end{cases} \\ t_x &= v_3 * t_y . \end{aligned}$$

Durch Einsetzen der gefundenen Parameter in Gleichung 3.7

$$\begin{aligned} -x_i * x_w * \beta + x_i * y_w * \gamma + x_i * t_z + r^2 * p * \kappa &= p \\ -y_i * x_w * \beta + y_i * y_w * \gamma + y_i * t_z + r^2 * q * \kappa &= q , \end{aligned}$$

mit

$$\begin{aligned} p &= f_x * (\cos \alpha * x_w - \sin \alpha * y_w + t_x) \\ q &= f_y * (\sin \alpha * x_w - \cos \alpha * y_w + t_y) , \end{aligned}$$

lassen sich die restlichen Kameraparameter bestimmen. Unbekannt sind hier κ , t_z , β und γ , wobei alle Parameter unabhängig voneinander sind.

3.2.2 Kalibrierung nach Zhou und Nelson

Zhou und Nelson haben sich ebenfalls mit dem Problem der orthogonalen Kamerakalibrierung beschäftigt und dabei direkt Bezug auf die Mikroskopie genommen. Der hauptsächliche Kritikpunkt am Algorithmus nach Zhuang war, dass vorher die effektive Brennweite bekannt sein oder kalibriert werden muss.

Zhou und Nelson haben Tsais Algorithmus so abgeändert, dass weder eine 30° Nebenbedingung beachtet werden, noch dass die effektive Brennweite des Kamerasystems bekannt sein muss.

Wie unter Kapitel 3.1 beschrieben ist es dazu nötig mit einer einzigen Aufnahme zu kalibrieren, weil die geringe Tiefenschärfe keine Mehrfachaufnahmen erlaubt. Dadurch gilt ebenso, dass bei Mikroskopen die Translation in Z-Richtung in etwa

$$F_{\text{obj}} + \delta \tag{3.9}$$

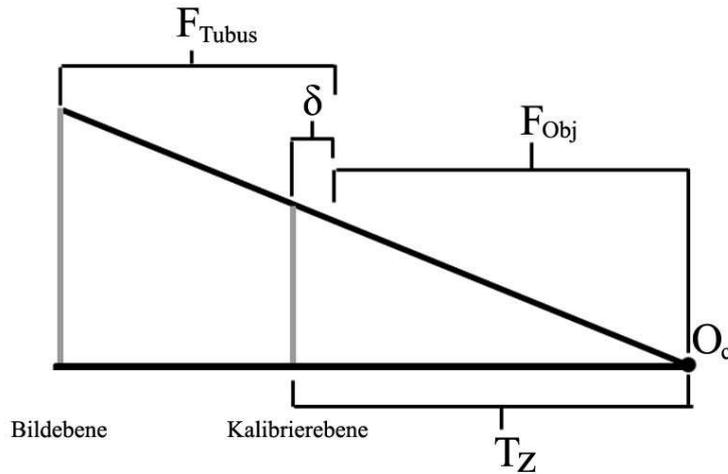


Abbildung 3.1: Vergrößerung eines Mikroskops

entspricht , wobei δ durch den geringen Arbeitsabstand relativ klein ist. Des Weiteren gilt, dass die Summe der Brennweite des Objektivs (F_{Obj}) und der Brennweite der Tubuslinse (F_{tubus}) der effektiven Brennweite (F_{total}) entspricht

$$F_{\text{total}} = F_{\text{tubus}} + F_{\text{Obj}} \quad . \quad (3.10)$$

Wäre die Brennweite der Tubuslinse bekannt, wäre auch Zhuangs Algorithmus anwendbar.

Der Vergrößerungsfaktor eines Mikroskops ist dabei gegeben durch

$$M = \frac{F_{\text{tubus}}}{F_{\text{Obj}}} = \frac{F_{\text{tubus}} + F_{\text{Obj}}}{F_{\text{Obj}} + \delta} \quad . \quad (3.11)$$

Außerdem gilt die unter Gleichung 3.4 festgelegte Bedingung, dass die Rotationsmatrix sich nur als Drehung um die Z-Achse zusammensetzt.

Die Bedingungen Gleichung 3.9, Gleichung 3.10, Gleichung 3.11 und Gleichung 3.4 ermöglichen eine Umsetzung von Tsais Algorithmus für Mikroskope, wobei der erste Schritt exakt wie unter Kapitel 2.5.1 bestehen bleibt und somit die Rotationsmatrix \mathbf{R} sowie t_x und t_y berechnet werden.

Warum der zweite Schritt in Tsais Algorithmus nicht funktioniert, wurde schon in Kapitel 3.1 besprochen. Zhou und Nelson schlagen vor, durch eine nicht-lineare Optimierung die Parameter zu ermitteln. Wie in Kapitel 4.1 besprochen wird, müssen dafür jedoch gute Startparameter verfügbar sein. Mit den getroffenen Bedingungen

lässt sich folgendes Gleichungssystem aufstellen. Aus den Gleichungen 2.12 und 3.4 ergibt sich

$$\begin{aligned} x_i * (1 + \kappa * r^2) &= (F_{\text{tubus}} + F_{\text{obj}}) * \frac{r_{11} * x_w + r_{12} * y_w + t_x}{F_{\text{obj}} + \delta} \\ y_i * (1 + \kappa * r^2) &= (F_{\text{tubus}} + F_{\text{obj}}) * \frac{r_{21} * x_w + r_{22} * y_w + t_y}{F_{\text{obj}} + \delta} . \end{aligned}$$

Mit Gleichung 3.11 folgt daraus ein Gleichungssystem mit zwei Unbekannten

$$\frac{F_{\text{tubus}}}{F_{\text{obj}}} * (p + q) - \kappa * (x_i + y_i) * r^2 = x_i + y_i , \quad (3.12)$$

mit

$$\begin{aligned} p &= r_{11} * x_w + r_{12} * y_w + t_x \\ q &= r_{21} * x_w + r_{22} * y_w + t_y . \end{aligned}$$

Dabei ist $\mathbf{w} = (w_1, w_2)^T = \left(\frac{F_{\text{tubus}}}{F_{\text{obj}}}, \kappa \right)^T$ der Ergebnisvektor des Gleichungssystems. Als Wert für die Objektivbrennweite kann als Initialwert auf die Herstellerangaben zurückgegriffen werden. Somit lässt sich aus Parameter w_1 die Tubusbrennweite berechnen.

$$F_{\text{tubus}} = w_1 * F_{\text{obj}}$$

Aus Gleichung 3.11 ergibt sich folgendes Ergebnis für δ :

$$\delta = \frac{F_{\text{obj}}^2}{F_{\text{tubus}}} .$$

Eine anschließende nicht-lineare Optimierung der Parameter F_{obj} , F_{tubus} , δ und κ führt zu den letztendlich bestimmten Kameraparametern.

3.3 Variationen des Zhang-Algorithmus

Für die Anwendung von Zhangs Algorithmus müssen diverse Bedingungen erfüllt sein. Es müssen verschiedene Ansichten des gleichen Kalibrieramusters bestehen. Mit Hilfe der Homographien dieser Ansichten und den Nebenbedingungen aus Gleichung 2.19 sowie aus Gleichung 2.20 können die Kameraparameter kalibriert werden. Dadurch ist der Algorithmus in dieser Form nicht für Mikroskope realisierbar. Es besteht keine Möglichkeit das Kalibrieramuster aus mehreren Winkeln aufzunehmen, einzig eine Verschiebung in der Ebene des Kalibrieramusters wäre möglich.

3.3.1 Reine Translation

Für diese Arbeit wurde untersucht, ob der aus [Zha98b] in Anhang D beschriebenen Ansatz verwendbar ist. Wie dort erläutert, werden aus der Länge und Richtung einer reinen Translationsbewegung zusätzliche Nebenbedingungen gewonnen. Damit wäre eine Schätzung der Matrix \mathbf{H} auch ohne eine Rotation der Kamera für die Aufnahmen durchführbar. Es ist möglich die Richtung und Länge des Translationsvektors über die Position der Servos des Objektstischs zu bestimmen. Jedoch ist dieser, aufgrund des mikroskopischen Aufbaus, nur in der Ebene des Kalibrierungsmusters zu verschieben. Daraus ergeben sich jedoch nur mehr Merkmale in der Ebene des Kalibrierungsmusters, aber keine weiteren Tiefeninformationen. Es ist zudem nicht möglich, die Kamera in eine andere Richtung als parallel zur Kalibrierebene zu verschieben, ohne dabei aus dem fokussierbaren Bereich zu gelangen. Dadurch ist dieser Ansatz nicht weiter praktikabel.

3.3.2 Kalibrierung nach Ferreira et al.

Ferreira et al. [AFF05] haben den Algorithmus soweit vereinfacht, dass nur noch eine Aufnahme benötigt wird und die Kalibrierung auch im orthogonalen Betrachtungsfall durchführbar bleibt. Dabei wird anstelle der effektiven Brennweite oder der Translation in Z-Richtung nur ihr Verhältnis berechnet, welches den Vergrößerungsfaktor des Mikroskops angibt (siehe Abbildung 3.1)

$$M = \frac{F_{\text{total}}}{t_z} = \frac{F_{\text{obj}} + F_{\text{tubus}}}{t_z} .$$

Für die Abbildung eines 3D Weltpunkts auf einen 2D Bildpunkt ergibt sich nach Gleichung 2.11

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{A}[\mathbf{R}|\mathbf{t}]\mathbf{p}_w . \quad (3.13)$$

Des weiteren liegen die zwei unter Gleichung 2.14 beschriebenen Nebenbedingungen auch weiterhin vor und somit gilt:

$$\mathbf{r}_1 = \lambda * \mathbf{A}^{-1} * \mathbf{h}_1 \quad (3.14)$$

$$\mathbf{r}_2 = \lambda * \mathbf{A}^{-1} * \mathbf{h}_2 \quad (3.15)$$

$$\mathbf{r}_1 \cdot \mathbf{r}_1 = 1 \quad (3.16)$$

$$\mathbf{r}_2 \cdot \mathbf{r}_2 = 1 \quad (3.17)$$

$$\mathbf{r}_1 \cdot \mathbf{r}_2 = 0 . \quad (3.18)$$

Wobei λ ein Skalierungsfaktor ist. Mit Hilfe dieser zwei Nebenbedingungen lassen sich zwei Parameter aus \mathbf{A} berechnen. Es gilt die Beschränkung, dass keine Scherung auftritt und der Hauptpunkt (als Mittelpunkt des Bildspeichers) bekannt ist.

Dadurch besteht die Matrix \mathbf{A} nur noch aus zwei Unbekannten. Für den Parameter λ gilt wie unter Gleichung 2.25

$$\lambda = \frac{1}{\|\mathbf{A}^{-1} * \mathbf{h}_1\|} .$$

Sei nun die Matrix \mathbf{A} definiert als

$$\begin{pmatrix} \alpha & 0 & 0 \\ 0 & \beta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} ,$$

so gilt

$$\lambda = \frac{1}{\sqrt{(|\frac{h_{11}}{\alpha}|)^2 + (|\frac{h_{21}}{\beta}|)^2 + (|h_{31}|)^2}} . \quad (3.19)$$

Daraus folgt mit Gleichung 2.14 die dritte Nebenbedingung. Es lässt sich ein Gleichungssystem mit drei Unbekannten aufstellen

$$\begin{pmatrix} h_{11}h_{12} & h_{21}h_{22} & h_{31}h_{32} \\ h_{11}^2 - h_{12}^2 & h_{21}^2 - h_{22}^2 & -h_{32}^2 - h_{31}^2 \\ h_{11}^2 & h_{21}^2 & h_{31}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{M_1^2} \\ \frac{1}{M_2^2} \\ \lambda^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} . \quad (3.20)$$

Der Aufbau der ersten beiden Zeilenvektoren ergibt sich dabei aus den Nebenbedingungen 2.19 und 2.20 (siehe [Zha98b]), dabei sind $M_1 = \frac{\lambda}{\alpha}$ und $M_2 = \frac{\lambda}{\beta}$ die Vergrößerungsfaktoren des Mikroskops in X- bzw. Y-Richtung.

Durch Einsetzen der Werte in Matrix \mathbf{A} werden mit Gleichung 3.14 die Werte für \mathbf{r}_1 und \mathbf{r}_2 bestimmt. Durch Bedingungen einer Rotationsmatrix ergibt sich der Vektor \mathbf{r}_3 als ein orthogonaler Einheitsvektor auf \mathbf{r}_1 und \mathbf{r}_2 .

$$\mathbf{r}_3 = \mathbf{r}_1 \times \mathbf{r}_2$$

t_x und t_y ergeben sich durch Einsetzen der Kalibrierpunkt, sowie der zuvor berechneten Rotationsmatrix, in das perspektivische Projektionsmodell Gleichung 2.12. Nach Ferreira et al. empfiehlt es sich über alle Punkte zu mitteln, um Fehler durch Rauschen zu unterdrücken und einen stabilen Wert zu erhalten. Eine Verzerrung wird hierbei vernachlässigt.

$$t_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{M} - r_{11}x_w - r_{12}y_w$$

$$t_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{M} - r_{21}x_w - r_{22}y_w$$

Die Verzerrungsparameter κ lassen sich mit dem unter Kapitel 2.5.2 beschriebenen iterativen oder nicht-linearen Verfahren lösen. Dieses ist unabhängig von den mikroskopischen Eigenschaften.

3.4 Homographiebestimmung

Die Voraussetzung für die Anwendung des Kalibrieralgorithmus nach Zhang (bzw. Ferreira et al.) ist eine Homographie, um daraus die Kameraparameter zu berechnen. Eine Homographie beschreibt eine Transformation zwischen zwei Ebenen, im vorliegenden Fall die Transformation zwischen der Ebene der koplanaren Kalibrierpunkte in der Welt und deren projizierten Punkten im Bildkoordinatensystem. Hierbei gilt

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{H} * \mathbf{p}_w$$

bzw.

$$s = \mathbf{p}_i^T * \mathbf{H} * \mathbf{p}_w \quad . \quad (3.21)$$

wobei s ein Skalierungsfaktor ist.

Ein Weltpunkt \mathbf{p}_w wird mit Hilfe einer Homographie \mathbf{H} auf einen Bildpunkt \mathbf{p}_i abgebildet. Dabei werden mehrere Transformationen mit dem Weltpunkt durchgeführt. Aus diesen Transformationen, die in Kapitel 2.3.3 näher beschrieben wurden, setzt sich die Matrix \mathbf{H} zusammen.

Eine Homographie kann aus der Korrelation der Bild- und Weltpunkte des Kalibrierungsmusters berechnet werden. Hierzu stehen sowohl iterative Verfahren als auch den 8-Punkte-Algorithmus als ein linearen Ansatz zur Verfügung.

3.4.1 8-Punkte-Algorithmus

Der Vorteil des 8-Punkte Algorithmus gegenüber iterativen Verfahren ist, dass er als lineares Verfahren einfach zu implementieren ist und sich das Ergebnis schnell berechnen lässt ([Har97]). Zur Bestimmung der Homographie werden dazu nur 8-Punkt-korrespondenzen benötigt. Sollte ein Gleichungssystem mit mehr als 8-Punkt-korrespondenzen erstellt werden, lässt sich das Verfahren auf ein Problem der kleinsten Fehlerquadrate reduzieren. Nach Zhang [Zha98b] sollen alle Punkt-korrespondenz in das Gleichungssystem einfließen, ob dies von Vorteil ist wird im Folgenden dargestellt.

Da \mathbf{p}_i und \mathbf{p}_w aus Gleichung 3.21 bekannt sind, ist daraus ein lineares Gleichungssystem abzuleiten, der Form

$$\mathbf{L} * \mathbf{x} = \begin{pmatrix} \mathbf{p}_w^T & \mathbf{0}^T & -p_{ix} * \mathbf{p}_w^T \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{p}_w^T & -p_{iy} * \mathbf{p}_w^T \end{pmatrix} \mathbf{x} = 0 \quad . \quad (3.22)$$

Sind genug Punkt-korrespondenzen (mindestens acht) vorhanden, so ist es möglich die Homographie zu berechnen. Da die Homographie bis auf einen Skalierungsfaktor zu bestimmen ist, besitzt die Matrix \mathbf{L} trotz ihrer neun Spalten nur den Rang acht. Durch Rundungsfehler und Fehler in der Extraktion der Merkmale wird

dies jedoch nicht der Fall sein. Dies macht ein Erzwingen des Rangs erforderlich. Durch das Erzwingen des Ranges mit Hilfe der Singulärwertzerlegung (SVD) wird eine Homographie \mathbf{H} mit kleinstem quadratischen Fehler gefunden (siehe [Zha98a]). Eine Homographie weist die Eigenschaft auf, dass sie nur Rang zwei besitzt. Dies ist durch die Lösung mit der Minimierung der kleinsten Fehlerquadrate für die Matrix \mathbf{L} nicht gegeben. Dadurch muss ebenfalls der Rang für \mathbf{H} erzwungen werden. Der Algorithmus erwies sich jedoch als sehr anfällig gegenüber Rauschen und galt somit zunächst als nicht praktikabel. Hartley wies in [Har97] nach, dass dies auf eine schlechte Konditionierung der Matrix \mathbf{L} zurückzuführen ist. Wie in Gleichung 3.22 zu sehen ist, stecken in dieser Matrix sowohl große ganzzahlige Werte (Pixelkoordinaten), konstante Werte, als auch kleine Double-Werte (Weltkoordinaten). Es führen bereits kleine Änderungen dieser Matrix zu großen Änderungen im Ergebnisvektor \mathbf{x} . Hartley schlägt deshalb vor, diese Werte zunächst zu transformieren, um eine bessere Konditionierung der Matrix zu erreichen. Die zur Erstellung der Matrix \mathbf{L} verwendeten Koordinaten werden dabei so verschoben, dass das Zentrum der Punkte im Ursprung liegt und der mittlere Abstand der Punkte zum Ursprung $\sqrt{2}$ entspricht. Dies führt zu einer kleineren Konditionszahl der Matrix \mathbf{L} und damit zu einer stabileren Schätzung der Matrix \mathbf{H} ([Har97]).

3.4.2 Homographieschätzer

Eine stabile und korrekte Homographieschätzung ist wichtig zur genauen Extraktion der Kameraparameter. Die Homographiebestimmung darf nicht anfällig gegenüber Störungen in den Eingabedaten sein. Die Ursache solcher Störungen können fehlerhafte Sensorelemente, eine inkorrekte Fertigung des Kalibrierungsmusters oder schlechte Algorithmen zur Detektion der Merkmale eines Bildes sein. Dadurch entstehen sogenannte Ausreißer, aus denen sich kein korrektes Modell der Kameraeigenschaften erstellen lässt. Es müssen deshalb robuste Algorithmen implementiert werden, die auch auf verrauschten Datensätzen sinnvoll und zuverlässig rechnen können, ohne dass Ausreißer (großen) Einfluss auf das Endresultat nehmen.

Kleinste Fehlerquadrate (LSQR)

Nach Zhang [Zha98b] soll ein Least-Square-Fit des Kameramodells über alle Kalibrierpunkte vorgenommen werden. Anstelle den 8-Punkte-Algorithmus mit nur acht Punktkorrespondenzen zu verwenden, wie im vorhergehenden Abschnitt vorgeschlagen, werden alle Punktkorrespondenzen zur Erstellung der L-Matrix verwendet. Durch Zerlegung der Matrix mit Hilfe der SVD und Forcieren des Rangs auf acht kann somit eine Lösung der kleinsten Fehlerquadrate in Bezug auf alle Merkmale gefunden werden.

Durch eine Mittelung über alle Werte funktioniert dies akzeptabel, solange nur ein

geringes Rauschen und keine Ausreißer im Datensatz vorhanden sind. Elemente des Datensatzes, die jedoch gar nicht in das Modell passen (z.B. ein komplett falsch detektiertes Merkmal), haben starke Auswirkungen auf die geschätzte Homographie, da der 8-Punkte Algorithmus nur auf einer Menge von Inliern anwendbar ist. Mit den in Kapitel 4.2 vorgestellten Gewichtungsverfahren lässt sich das Verfahren jedoch dahingehend verbessern, dass es mit einem RANSAC-Verfahren fast gleichwertig ist.

Random Sample Consensus (RANSAC)

RANdom **SA**mple **C**onsensus (RANSAC) ist ein von Fischler und Bolles [FB81] entwickeltes iteratives Verfahren. Dieses ermöglicht ein optimales Modell für einen gegebenen Datensatz zu finden. Der experimentelle Datensatz ist dabei zu unterscheiden in Elemente, die das optimale Modell unterstützen (Support Set, Inlier), sowie in Elemente, die nicht zur Berechnung des optimalen Modells dienen (Outlier). RANSAC ist somit ein Verfahren, welches diese Outlier erkennen und das beste Modell finden soll. Das beste Modell ist dadurch charakterisiert, dass es sich nur aus unterstützenden Elementen des Datensatzes zusammensetzt.

Zur Erstellung des optimalen Modells werden iterativ zufällige, minimale Untermengen des Datensatzes gewählt und damit ein Modell berechnet, das auf seine Güte gemessen wird. Diese ergibt sich aus der Anzahl der unterstützenden Elemente aus dem kompletten Datensatz. Ein Element gilt dann als unterstützendes Element des Modells, wenn der Abstand zum Modell kleiner als eine vorher festgelegte Fehlerschranke ist.

Es gilt, dass mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit P das optimale Modell gefunden wird. Die Anzahl der benötigten Iterationen I ist dabei abhängig von der prozentualen Anzahl der Inlier α sowie der Anzahl s der minimalen Elementezur Bestimmung eines Modells. Es lässt sich dabei folgender Zusammenhang formulieren

$$(I - \alpha^s)^I = 1 - P \quad . \quad (3.23)$$

Nach I aufgelöst ergibt sich für die Anzahl der Iteration

$$I = \frac{\log(1 - P)}{\log(1 - \alpha^s)} \quad . \quad (3.24)$$

M-Estimator Sample Consensus (MSAC)

Der **M**-estimator **SA**mple **C**onsensus (MSAC) nach Torr und Zisserman [TZ97] erweitert den vorgestellten RANSAC Algorithmus. Der Nachteil des RANSAC Algorithmus ist, dass eine feste Fehlerschranke existiert, die zur Unterscheidung von

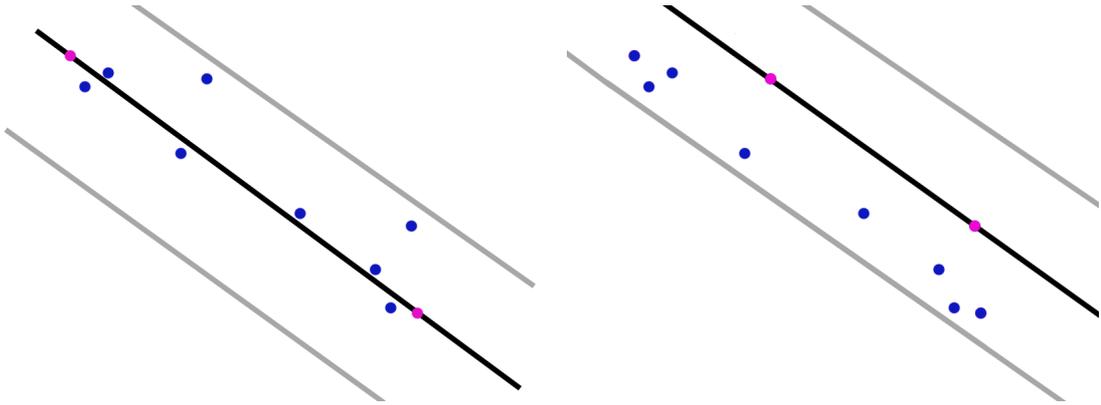


Abbildung 3.2: Unterschiedliche Modelle mit gleicher Güte nach den RANSAC Vorschriften.

Inliern und Outliern herangezogen wird. Alle Daten die außerhalb der Fehlerschranke liegen, werden als Outlier ausgeschlossen, jedoch gehen alle Daten innerhalb der Fehlerschranke (Inlier) zu gleichen Teilen in die Berechnung der Qualität des geschätzten Modells ein.

Abbildung 3.2 zeigt, dass sich Modelle finden lassen, die zwar ein gleichgroßes Supportset haben, jedoch deren Qualität des Modells, bezogen auf den Datensatz, sehr unterschiedlich sein können. Nach 3.4.2 hätten beide Modelle die gleiche Güte. Torr und Zisserman [TZ97] verändern die Bewertung der Güte eines Modells, indem diese nicht nur durch die Anzahl der Inlier festgelegt ist. Für alle Inlier wird der Fehler gegenüber dem zu betrachtenden Modell gemessen. Dieser Fehler (hier der euklidische Abstand der Elemente zur gefundenen Linie) fließt als Gewichtungsterm in die Qualität des geschätzten Modells ein. Ein neues bestes Modell ist gefunden, wenn es mehr Inlier besitzt, als das bisher optimale Modell. Ein neues Modell wird außerdem gefunden, wenn das geschätzte Modell die selbe Anzahl an Inliern besitzt, wie das beste Modell *und* die Summe der Fehler kleiner ist als die Summe der Fehler des besten Modells.

Locally Optimized RANSAC (LO-RANSAC)

Die Anzahl der Iteration des RANSAC ist unter anderem abhängig von der Anzahl der für ein Modell gefundenen Inlier, sowie der Anzahl der zur Bestimmung verwendeten Elemente des Datensatzes. Chum et al. [CMK03] haben sich damit beschäftigt, wie man den Algorithmus dahingehend verändern kann, dass weniger Iterationen nötig sind und bessere Modelle gefunden werden. Hierzu wurde ein Schritt der lokalen Optimierung eingeführt, der immer dann ausgeführt wird wenn ein neues bestes Modell nach RANSAC gefunden wurde.

Laut den Autoren hat Rauschen auf den Eingabedaten Einfluss auf die Schätzung des optimalen Modells.

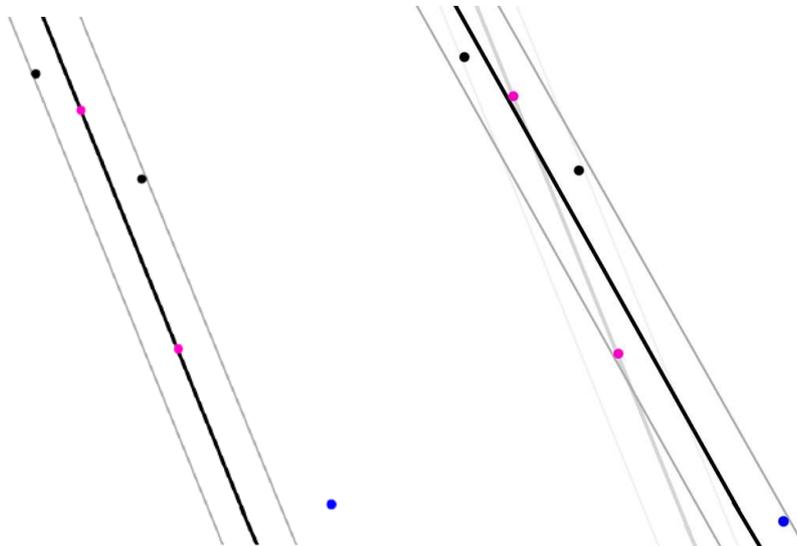


Abbildung 3.3: Mit RANSAC geschätztes optimales Modell (links) sowie das eigentliche optimale Modell (rechts)

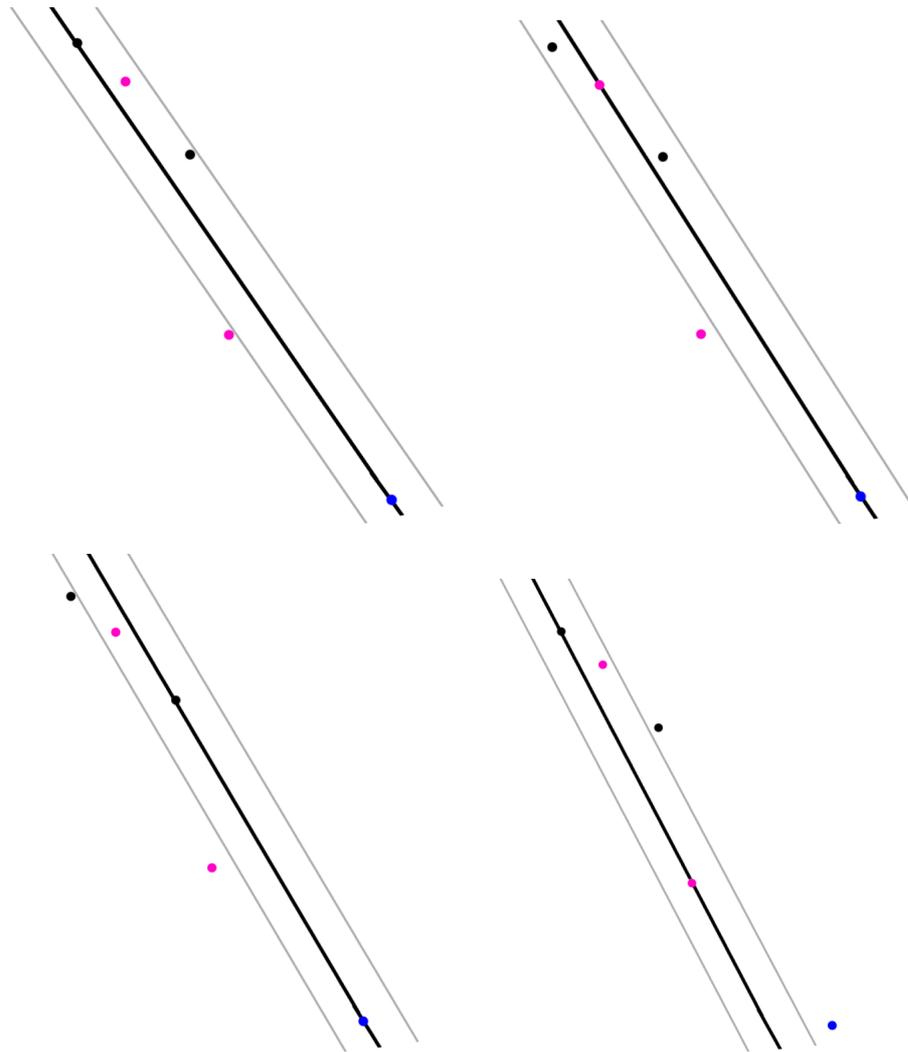


Abbildung 3.4: Verschiedene mit RANSAC geschätzte Modelle und deren Inlier

Abbildung 3.3 zeigt, dass ein mittels RANSAC ermitteltes Modell, weder die maximale Anzahl an Inliern für eine bestimmte Fehlerschranke aufweisen muss, noch dass dadurch das beste Modell in Bezug auf diese Fehlerschranke gefunden wird.

Ein Modell wird bei RANSAC immer aus der minimalen Untermenge eines Datensatzes generiert. Dies kann dazu führen, dass bessere Modelle mit gleicher Fehlerschranke und mehr Inliern nicht gefunden werden, weil nicht genug Elemente für eine solche Untermenge vorhanden sind.

Es existiert für die Optimierung des Modells mittels des RANSAC-Verfahrens in Abbildung 3.4 keine Lösung, die das Modell besser an das in Abbildung 3.3 be-

stimmte optimale Modell annähert.

Die Autoren schlagen deshalb vor, den Algorithmus um einen Schritt der lokalen Optimierung zu erweitern, die das aktuell beste gefundene Modell anhand seiner Inlier verbessert.

Da dieser Schritt nur durchgeführt wird wenn mit Hilfe des originalen RANSAC-Algorithmus ein optimales Modell gefunden wurde, hat dies kaum Einfluss auf die Laufzeit selbst. Die Anzahl der Inlier sowie das geschätzte Modell wird dadurch jedoch verbessert. Hierfür schlagen die Autoren vier Optimierungsverfahren vor:

1. *Simpel*: Aus allen Inlier ($Fehler \leq Fehlerschranke$) wird durch ein Least-Square-Fit ein neues Modell bestimmt.
2. *Iterativ*: Für alle Elemente des Datensatzes, für die gilt $Fehler \leq k * Fehlerschranke$ wird ein neues Modell berechnet. Anschließend wird k reduziert und auf Basis des neuen Modells dieses Verfahren solange fortgesetzt bis $k = 1$ erreicht ist.
3. *Innerer RANSAC*: Auf der Basis des Support Set wird eine neue Iteration des RANSAC gestartet. Da nur Inlier im Support Set vorhanden sind, muss das neue Modell nicht aus der minimalen Anzahl an Elementen berechnet werden, sondern kann zur Stabilisierung mehr Elemente umfassen. Die Autoren empfehlen im Fall der Homographieberechnung $\min(Inlier/2, 12)$ Elemente aus dem Support Set zu wählen und die RANSAC-Iteration über den kompletten Datensatz (inkl. Outlier) auszuführen. Die Anzahl der Iterationen des inneren RANSAC wird dabei auf 10 beschränkt.
4. *Iterativer innerer Ransac*: Methode 3 wird mit Methode 2 kombiniert, indem jedes Modell aus 3. noch einmal iterativ verfeinert wird.

Minimum Unbiased Scale Estimator (MUSE)

Vor der Ausführung der RANSAC-Verfahren muss bekannt sein, mit wie vielen Ausreißern zu rechnen ist und bei welcher Abweichung vom Modell ein Element des Datensatzes noch als Inlier behandelt werden soll. Oft ist jedoch nicht bekannt, inwieweit die vorhandenen Daten verrauscht sind und in welchem Verhältnis Inlier zu Outlier stehen. Dies führt entweder dazu, dass die Laufzeit durch zu viele Iterationen unnötig erhöht wird oder das gefundene Modell nicht optimal für den Datensatz ist.

Miller und Stewart [MS96] haben mit **Minimum Unbiased Scale Estimator** (MUSE) ein Verfahren entwickelt, welches eine hohe Rate an Outliern erlaubt und gleichzeitig ohne a priori Wissen über das Verhältnis der Inlier im Datensatz auskommt.

Anstatt nur ein Modell für eine Fehlerschranke zu schätzen werden mehrere Modelle für mehrere Fehlerschranken berechnet und das Modell als optimal gewählt, welches bei einer möglichst geringen Fehlerschranke eine hohe Anzahl an Inliern aufweist.

3.5 Linienbasierte Verzerrungskorrektur

Im folgenden Abschnitt soll der Frage nachgegangen werden, inwieweit es ausreicht, nur eine Entzerrung auf den Bildern auszuführen, ohne die komplette Kameraapertur zu kalibrieren. Dies kann durchaus sinnvoll sein, wenn keine weiteren Informationen über das Kamerasystem benötigt werden, sondern nur entzerrte Bilder z.B. für ein darauf folgendes Stitching.

Des Weiteren soll geklärt werden, ob die vorgestellten Algorithmen besser funktionieren, wenn man von idealen, unverzerrten Bildern ausgehen würde. In allen Verfahren aus der Literatur wird die Bildverzerrung als sehr gering angenommen. Dadurch wird vorausgesetzt, dass diese kaum Einfluss auf die Kameraparameter selbst hat. Es werden deshalb zunächst alle Parameter der Kamera, unter Vernachlässigung einer Verzerrung, berechnet und erst anschließend die Verzerrungsparameter durch eine nichtlineare Optimierung bestimmt.

Es gibt diverse unterschiedliche Ansätze in der Literatur, wie eine Verzerrung im Bild bestimmt werden kann [DF01][FP01][WCH92].

Im Rahmen dieser Arbeit wurde der im Folgenden erklärte Algorithmus entwickelt, der zunächst anhand der Punktkorrespondenzen die Verzerrung des Bildes berechnet und anschließend damit ein unverzerrtes Bild erstellt. Dieses Bild stellt das vorher nicht beobachtbare Bild in idealen Bildkoordinaten dar. Auf diesem Datensatz ist gegebenenfalls eine Kalibrierung zur Bestimmung der restlichen Parameter durchführbar.

Der Algorithmus zur Verzerrungskalibrierung basiert darauf, dass Linien in der Welt durch eine projektive Transformation wieder als Linien (oder degeneriert als Punkte) im Bild dargestellt werden. Das Verfahren wurde von Devernay und Faugeras in [DF01] vorgestellt und in dieser Arbeit leicht abgewandelt. Anstelle einer Parameterdarstellung der Geraden wurde die Hessesche Normalform gewählt. Diese erwies sich als schneller und lieferte bessere Ergebnisse in der Optimierung. Dies hat allerdings keinerlei Einfluss auf den Algorithmus an sich.

Die Grundlage des Algorithmus ist, dass gerade Linien in der Welt wieder zu geraden Linien im Bild führen. Dadurch gilt, dass eine Krümmung der Linie im Bild zurückzuführen ist auf eine Verzerrung zwischen Linse und Bildebene. Die Optimierung eines Fehlermaßes basierend auf der Krümmung der Linie führt dazu, dass

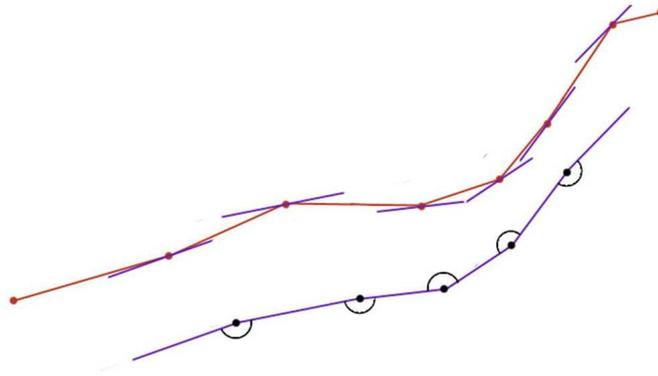


Abbildung 3.5: Linienbasierte Verzerrungskorrektur: Optimierung durch die 1. Ableitung

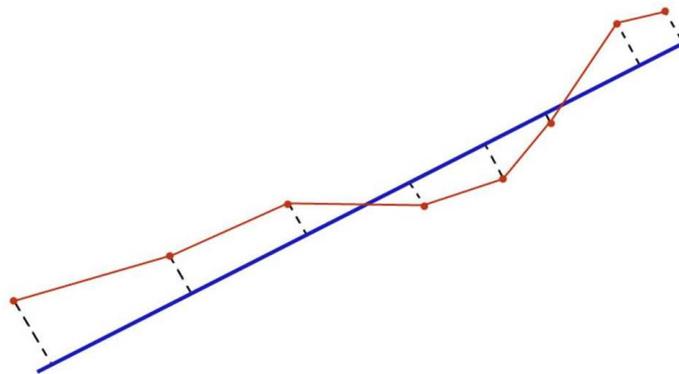


Abbildung 3.6: Linienbasierte Verzerrungskorrektur: Minimierung des Abstands zum Least-Square Line-Fit

verzerrte Linien wieder als Geraden darstellbar sind.

Hierzu kann die erste Ableitung der Kurve (siehe Abbildung 3.5), welche durch die Kontrollpunkte der Linie definiert ist, gebildet werden. Die Differenz der Ableitungen an zwei aufeinanderfolgenden Kontrollpunkten ist minimal, wenn eine gerade Linie vorliegt. Dadurch ist diese Differenz als Fehlermaß anwendbar.

Als weiteres Fehlermaß wäre der Abstand der Kontrollpunkte gegenüber einer Linie möglich (siehe Abbildung 3.6). Diese Linie lässt sich erzeugen über einen Least-Square Line-Fit über alle Kontrollpunkte. Es ist, durch die anschließende Minimierung des Abstandes der Kontrollpunkte gegenüber der Linie, eine weitere Optimierungsmöglichkeit gegeben.

3.6 Entzerrungsalgorithmus

Durch die Entzerrung der Bilddaten werden nachfolgende Verarbeitungsschritte auf den Bildern (wie z.B. ein Stitching, geometrische Rekonstruktion,...) ermöglicht oder vereinfacht. Des Weiteren sollte in dieser Arbeit geklärt werden, ob eine Kalibrierung auf idealen (entzerrten) Bilddaten bessere Ergebnisse liefert, als eine Kalibrierung unter Vernachlässigung einer Verzerrung.

Die unter 2.4 beschriebene Verzerrungsfunktion

$$\mathbf{p}_d = \mathbf{p}_u * (1 + \kappa_1 * r^2 + \kappa_2 * r^4 \dots \kappa_n * r^{(2*n)})$$

ist für $n \geq 2$ analytisch jedoch nicht mehr invertierbar und nur durch eine Approximation zu bestimmen.

Die einfachste Lösung ist hierfür eine Entzerrung mit

$$\kappa_{\text{entzerrung}_i} = -\kappa_{\text{verzerrung}_i}. \quad (3.25)$$

für alle κ . Eine Kissenverzerrung wird somit durch eine Tonnenverzerrung wieder ausgeglichen und umgekehrt. Für geringe Verzerrungen führt dies zu einem akzeptablen Ergebnis.

Mallon und Whelan [MW04] schlagen vor, eine Approximation der Invertierung durch eine Taylor Reihenentwicklung der Verzerrungsfunktion zu erreichen.

$$\mathbf{p}_u = \mathbf{p}_d - \mathbf{p}_d \left(\frac{\kappa_1 * r_d^2 + \kappa_2 * r_d^4 + \kappa_1^2 * r_d^4 + \kappa_2^2 * r_d^8 + 2\kappa_1\kappa_2 r_d^6}{1 + 4\kappa_1 r_d^2 + 6\kappa_2 r_d^4} \right) \quad (3.26)$$

Nach den Autoren lässt sich eine genauere Umkehrfunktion beschreiben durch eine Unabhängigkeit der Parameter des Nenners aus Gleichung 3.26 von κ_1 und κ_2 . Dadurch kann eine Taylorreihe höherer Ordnung angenähert werden, obwohl nur zwei Verzerrungsparameter bestimmt wurden. Eine Linearisierung der Parameter des Zählers führt ebenso zu einer Verbesserung der Resultate der Invertierung.

$$\mathbf{p}_u = \mathbf{p}_d - \mathbf{p}_d \left(\frac{a_1 r_d^2 + a_2 r_d^4 + a_3 r_d^6 + a_4 r_d^8}{1 + 4a_5 r_d^2 + 6a_6 r_d^4} \right) \quad (3.27)$$

Der Nachteil hieran ist, dass sich die Parameter a_i nicht aus κ_i berechnen lassen. Die Parameter lassen sich jedoch bestimmen, wenn der Algorithmus aus Kapitel 3.5, unter Anwendung von Gleichung 3.27 als Verzerrungsmodell, optimiert wird. Es wurde in Experimenten für diese Arbeit festgestellt, dass für größere κ Gleichung 3.25 die Eingabedaten zu stark entzerrt und somit eine umgekehrte Verzerrung bewirkt. Für Gleichung 3.26 gilt, dass die Funktion die Eingabedaten zu schwach entzerrt und somit selbst bei korrekt kalibriertem κ noch nach der Entzerrung eine Verzerrung im Bild vorhanden ist. Für diese Arbeit wurde deshalb

das Verfahren soweit implementiert, dass eine Interpolation der Ergebnisse beider Algorithmen erfolgt, wobei je nach Grad der Verzerrung die Funktionen unterschiedlich gewichtet werden. Für stärkere Verzerrungen hat es sich als günstiger erwiesen Gleichung 3.26 stärker zu gewichten da der von Gleichung 3.25 verursachte Fehler zu stark das Ergebnis beeinflussen würde.

Kapitel 4

Verbesserungen

4.1 Optimierungsparameter

Eines der größten Probleme bei allen beschriebenen Verfahren ist, dass die Verfahren relativ anfällig gegenüber Rauschen sind, da aus kleinen Differenzen in den Eingabedaten Beobachtungen über die reale Welt geschlossen werden.

Auch wenn es nicht explizit in jedem der Algorithmen empfohlen oder verlangt wird, hat es sich gezeigt, dass eine anschließende nichtlineare Optimierung der Kameraparameter nicht nur zu einem stabileren Ergebnis führt und es reproduzierbar macht, sondern die Werte an sich auch verbessert.

Durch die Minimierung von

$$\min \sum \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{\text{proj}}\|^2, \quad (4.1)$$

mit \mathbf{x}_{proj} dem durch die Kameraparameter projizierten Weltpunkt und \mathbf{x}_i dem gemessenen Bildpunkt, lassen sich die Kameraparameter verbessern.

Hierbei gilt jedoch *je weniger, desto besser*. Je weniger Parameter optimiert werden müssen, umso stabiler ist das Endergebnis. Eine Optimierung hochdimensionaler Parameterräume führt dazu, dass häufig auf ein lokales Minimum optimiert wird, anstelle ein globales Minimum zu finden.

Besonders deutlich wird dies beim abgewandelten Zhang Algorithmus. Fereirra ließ die Brennweite selbst völlig außer acht. Würde diese jedoch aus der geschätzten Matrix \mathbf{A} (siehe Kap. 3.3.2) generiert, so wäre diese je nach implementiertem Homographischätzer sehr ungenau und instabil. Aufgrund der Abhängigkeit von t_z und F ist eine Optimierung beider Parameter nicht empfehlenswert. Anstelle eines globalen Optimalwerts würde ein Mittelwert für beide Parameter erzeugt.

Das gleiche gilt für Verzerrungen höherer Ordnung. Nur weil eine Verzerrung besser durch ein höhergradiges Polynom dargestellt werden *könnte* folgt daraus nicht, dass es in der Praxis wirklich so ist. Mehr Parameter führen auch hier dazu, dass oft nur ein suboptimales Modell gefunden wird.

4.2 Gewichtungsverfahren

Wie unter 4.1 beschrieben, führt eine nicht-lineare Optimierung der Modellparameter zu wesentlich besseren Ergebnissen solange ein guter Startwert bekannt ist. In [Zha98b],[ZN99],[LZD06] und [AFF05] wird Eq.4.1 als zu optimierendes Fehlermaß empfohlen.

Der quadratische Abstand muss jedoch in der Praxis nicht die beste Lösung sein. Ist der Datensatz durch ein normalverteiltes Rauschen gestört, führt eine Optimierung der kleinsten Fehlerquadrate zu einer guten Optimierung des Modells. Allerdings müssen Ausreißer nicht normalverteilt sein. Gründe hierfür können ein zum Teil nicht exakt gefertigtes Kalibriermuster sein oder eine nicht vollständige Fokussierung des Kalibrierusters und somit eine fehlerhafte Detektion der Randpixel durch den Merkmals-Extraktor. Dies führt zu möglichen Modellen mit genügend unterstützenden Inlier und somit zu einer Bildung von lokalen Minima. Eine Optimierung des Fehlermaßes erfolgt über $\min \sum C(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{i2})$. \mathbf{x}_i ist der Optimalwert. \mathbf{x}_{i2} ist der mit den geschätzten Parametern berechnete Wert. Aus der Differenz der Werte ergibt sich der aktuelle Fehler, welcher mit einer Kostenfunktion $C(\mathbf{x})$ gewichtet wird.

In [HZ04] (S. 614ff) werden hierzu diverse Kostenfunktionen beschrieben. Diese wurden in der vorliegenden Arbeit implementiert und auf ihre Tauglichkeit für die Mikroskopie überprüft. Diese Kostenfunktionen sind nach [HZ04] wie folgt zu unterscheiden.

Kostenfunktionen basierend auf statistischer Verteilung Hierbei basiert die Unterteilung der Inlier und Outlier auf einem statistischen Verteilungsmodell.

1. Quadratische Kostenfunktion: Es wird angenommen, dass alle auftretenden Fehler normalverteilt sind. Dies ist die einfachste Kostenfunktion, führt jedoch dazu, dass Outlier durch ihre quadratische Gewichtung das Minimum stark verschieben. Die Kostenfunktion für den quadratischen Abstand lautet

$$C(\delta) = \delta^2 \quad .$$

2. Blake-Zissermann: Inlier, die das Modell unterstützen, werden als normalverteilt angenommen und können mit 1) gewichtet werden. Alle Outlier werden als Gleichverteilt angenommen und mit einem konstanten Faktor gewichtet

$$C(\delta) = -\log(\exp(-\delta^2) + \epsilon) \quad .$$

Daraus folgt für kleine δ eine Kostenfunktion, die δ^2 annähert und für große δ eine Gewichtung von $-\log \epsilon$

3. Corrupted Gaussian: Sowohl Inlier als auch Outlier folgen einer Normalverteilung, wobei Outlier mit einer größeren Standardabweichung modelliert werden

$$C(\delta) = -\log(\alpha \exp(-\delta^2) + (1 - \alpha) \exp(\frac{-\delta^2}{w^2}))/w \ .$$

α drückt den Anteil an vermuteten Inliern aus und w das Verhältnis der beiden Standardabweichungen.

Kostenfunktionen basierend auf Heuristiken Eine andere herangehensweise ist die Suche von Kostenfunktionen auf Basis von Heuristiken. Hierbei wurden folgende Gewichtungsfunktionen betrachtet

1. Cauchy: Für Inlier wird eine Gewichtung von δ^2 angenommen und somit Rauschen unterdrückt. Für Outlier mit großem δ gilt eine abgeschwächte Gewichtung. Der Unterschied zur Blake-Zissermann und Corrupted Gaussian Funktion ist ein wesentlich fließenderer Übergang zwischen Inliern und Outliern. Die Kostenfunktion lautet

$$C(\delta) = b^2 \log(1 + \frac{\delta^2}{b^2}) \ .$$

2. L1 Kostenfunktion: Die Gewichtung erfolgt nicht über den quadratischen Abstand sondern nur über den absoluten Abstand. Daraus folgt, dass Outlier keinen so starken Einfluss nehmen wie im Modell des quadratischen Abstands. Für die Kostenfunktion gilt

$$C(\delta) = 2 * b * |\delta| \ .$$

3. Huber Kostenfunktion: Hierbei werden die Eigenschaften des quadratischen Abstands und der L1 Kostenfunktion vereint. Inlier werden weiterhin mit dem quadratischen Abstand gewichtet, Outlier hingegen mit linearen Kosten

$$C(\delta) = \begin{cases} \delta^2 & \text{falls } \delta < b \neq 0 \\ 2 * b * |\delta| - b^2 & \text{sonst} \end{cases} \ . \quad (4.2)$$

4. Pseudo-Huber Kostenfunktion: Die Pseudo-Huber Kostenfunktion ist der Huber Funktion sehr ähnlich, sie nähert die quadratische Kostenfunktion für kleine δ an, für große δ gilt ein linearer Anstieg mit der Steigung $2 * b$

$$C(\delta) = 2 * b^2 (\sqrt{(1 + (\frac{\delta^2}{b^2}))} - 1) \ .$$

Die Verfahren sind dabei zu unterscheiden in konvexe (L1, Huber, Pseudo-Huber) und nicht-konvexe Kostenfunktionen. Der Nachteil nicht-konvexer Kostenfunktionen besteht in der Optimierung nur einer gewissen Nachbarschaft, so dass nicht auf ein globales Minimum optimiert wird, sondern eine Optimierung in lokale Minima erfolgen kann. Somit ist ein guter Startwert essentiell.

Die konvexen Kostenfunktionen haben hingegen nur ein globales Minimum und sind dadurch wesentlich weniger anfällig für Störungen.

4.3 Dünne-Linse-Modell

In Kapitel 3.2.1 wurde beschrieben, dass Zhuangs Algorithmus das Problem aufweist, dass die effektive Brennweite vorher bekannt sein oder kalibriert werden muss. Eine herkömmliche Kalibrierung der Brennweite ist wie unter Kapitel 3.1 beschrieben für Mikroskope nicht möglich. Dabei hängt die effektive Brennweite des Mikroskops sowohl von der verwendeten Tubuslinse als auch vom verwendeten Objektiv ab.

In Kapitel 2.5.1 wurde festgestellt, dass die effektive Brennweite eines Mikroskops der Summe der Brennweite der Tubuslinse und des Objektivs entspricht. Sind für beide Linsensysteme die Herstellerangaben bekannt bekommt man hierdurch eine akzeptable erste Schätzung, die jedoch nicht exakt mit der Realität übereinstimmt (vgl. Evaluierung Kapitel 5).

Luo, Zhu und Ding [LZD06] erweitern Zhuangs Algorithmus unter Zuhilfenahme eines Dünne-Linse-Modells (siehe Kapitel 2.3.1). Die Modellgleichung gibt vor

$$\frac{1}{f} + \frac{1}{z_c} = \frac{1}{F} \quad ,$$

woraus für die effektive Brennweite folgt

$$f = \frac{z_c * F}{z_c - F} \quad . \quad (4.3)$$

Dies eingesetzt in Gleichung 3.7 ergibt eine, nicht mehr von der effektiven Brennweite, sondern von der Objektivbrennweite F abhängige Gleichung

$$-x_i x_w \beta + x_i y_w \alpha + x_i t_z - F x_c r^2 \kappa = F(x_c + x_i) \quad (4.4)$$

$$-y_i x_w \beta + y_i y_w \alpha + y_i t_z - F y_c r^2 \kappa = F(y_c + y_i) \quad . \quad (4.5)$$

Es wird somit eine Kalibrierung des zweiten Schritts aus Zhuangs Algorithmus unabhängig von der effektiven Brennweite ermöglicht. Durch anschließendes Einsetzen der Parameter in Gleichung 4.3 ist daraufhin f zu bestimmen über

$$f = \frac{1}{N} \frac{\sum^n (-\beta * x_{wi} + \alpha * y_{wi} + t_z) * F}{(-\beta * x_{wi} + \alpha * y_{wi} + t_z) - F} \quad . \quad (4.6)$$

Dabei wird zur Stabilisierung des Ergebnisses über z_c der Mittelwert gebildet.

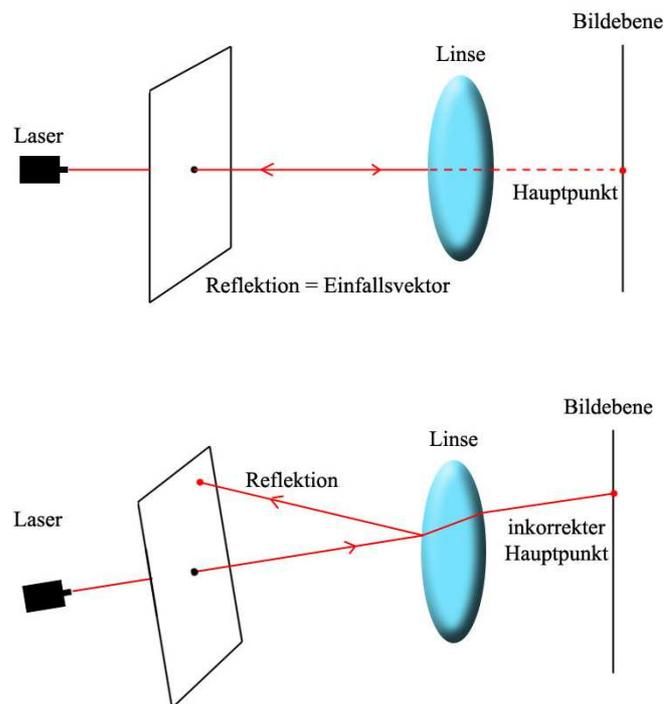


Abbildung 4.1: Kalibrierung des Hauptpunkts per Laser. Oben: Korrekte Kalibrierung
Unten: Einfallsvektor \neq Reflektion erzeugt inkorrekten Hauptpunkt

4.4 Hauptpunktkalibrierung

Der Hauptpunkt ist der Punkt, an dem die optische Achse die Bild- bzw. Pixelebene schneidet. In allen vorgestellten Algorithmen wird dieser Punkt als Zentrum für die radiale Verzerrung sowie für die perspektivische Projektion benutzt. Nach Tsai [Tsa87] ist ein guter Schätzwert für den Hauptpunkt die Mitte des Bildspeichers. Dies *kann* zutreffen, jedoch gerade bei ungenau gefertigten Systemen auch weit hiervon abweichen (vgl. [HK07]). Daraus resultieren falsche Kalibrierergebnisse, wie in Kapitel 5.6 gezeigt wird. Eine gute Vorauswahl ist deshalb notwendig. Hierzu bieten sich drei Verfahren an

Kalibrierung per Laser Dies ist völlig unabhängig von der restlichen Kamera- kalibrierung und im Vorfeld einmal für jedes Linsensystem durchführbar. Es ist nach [LT88] eines der besten und robustesten Verfahren zur Bestimmung des Hauptpunkts.

Ein Laserstrahl trifft durch ein kleines Loch eines planaren Gegenstandes auf die Linse. Auftreffendes Licht wird dabei von der Linse sowohl gebrochen als auch reflektiert. Trifft der reflektierte Laserstrahl exakt auf das Loch, so ist der Punkt, auf den der Laser in der Bildebene trifft, der Hauptpunkt.

Trotz der guten Ergebnisse dieses Verfahrens, findet es im Rahmen dieser Arbeit keine weitere Beachtung. In Kapitel 1 wurde als Voraussetzung für die Kalibrierung festgelegt, dass diese möglichst von einem Laboranten durchführbar sein muss. Allerdings erfordert das Verfahren per Laser viel Übung. Zum Anderen müssen Laser vor Ort verfügbar sein, welche bei der Reflektion wenig Streustrahlung erzeugen, da sonst die Kalibrierung deutlich erschwert wird.

Parameteroptimierung Dies ist die einfachste Art, den Hauptpunkt zu kalibrieren. Nach der unter Kapitel 3 beschriebenen Kalibrierung wird der Hauptpunkt als Parameter in die nicht-lineare Optimierung integriert und das komplette Modell optimiert um den realen Hauptpunkt zu erhalten. Probleme treten dann auf, wenn entweder keine oder kaum radiale Verzerrung vorhanden ist oder das Zentrum der radialen Verzerrung nicht mit dem Zentrum der perspektivischen Projektion übereinstimmt.

Des weiteren erhöht sich der Parameterraum des Modells und somit ist es wahrscheinlicher bei der Optimierung in ein lokales Minimum zu geraten, anstatt den globalen Optimalwert zu finden.

Variierende Projektion Durch Veränderung der Brennweite des Kamerasystems wird das Bild als vergrößert/verkleinert dargestellt. Nur ein Punkt, der Hauptpunkt, wird unverändert abgebildet, da er im Zentrum der Vergrößerung liegt. Für die perspektivische Projektion gilt

$$p_{ix} = \frac{F * p_{cx}}{p_{cz}} \quad (4.7)$$

$$p_{iy} = \frac{F * p_{cy}}{p_{cz}} \quad , \quad (4.8)$$

mit p_i der Bildkoordinate des abzubildenden Punkte p_c im Kamerakoordinatensystem und F als Brennweite.

Mit HC als Koordinate des Hauptpunkts ergibt sich als Punkt in Pixelkoordinaten

$$p_{px} = p_{ix} + HC_x \quad (4.9)$$

$$p_{py} = p_{iy} + HC_y \quad . \quad (4.10)$$

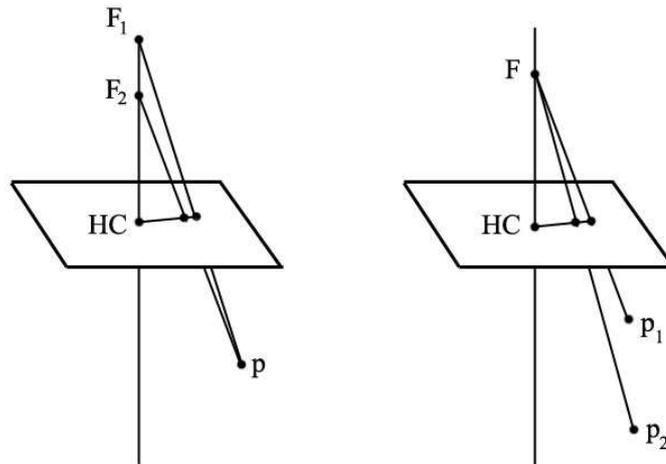


Abbildung 4.2: Berechnung des Hauptpunkts durch Veränderung der Brennweite (links) oder Verschiebung des Kalibrieramusters (rechts) in Z-Richtung

Durch eine Verschiebung der Kamera in Z-Richtung ergeben sich nach Gleichung 4.7 und Gleichung 4.9 zwei Punkte \mathbf{P} und \mathbf{P}' mit

$$\frac{P_{px} - HC_x}{P'_{px} - HC_x} = \frac{P_x}{P'_x} = \frac{F * p'_z}{F' * p_z} = \frac{P_y}{P'_y} = \frac{P_{py} - HC_y}{P'_{py} - HC_y} . \quad (4.11)$$

Durch Umformung gilt

$$(P'_{py} - P_{py}, P'_{px} - P_{px}) \begin{pmatrix} HC_x \\ HC_y \end{pmatrix} = P_{px}P'_{py} - P_{py}P'_{px} . \quad (4.12)$$

Für zwei oder mehr Punktkorrespondenzen kann das Gleichungssystem gelöst und der Hauptpunkt bestimmt werden.

Durch die Einschränkung der geringen Tiefenschärfe bei Mikroskopen wird der fokussierbare Bereich sehr schnell verlassen und es sind einzelne Merkmale nicht mehr detektierbar. Des Weiteren ergeben sich, aufgrund der geringen Verschiebung, sehr kleine Pixelabstände zwischen P_{px} und P'_{px} . Dies macht eine exakte Lösung des Gleichungssystems fehleranfällig gegenüber Rauschen. Anstelle einer Verschiebung der Kamera ist das Gleichungssystem unter Gleichung 4.11 auch durch eine Veränderung der Brennweite berechenbar. Das Kalibriermuster kann immer exakt fokussiert aufgenommen werden. Durch den erhöhten Vergrößerungsfaktor ergeben sich dadurch große Differenzen der Pixelabstände der Merkmale im Bild. Somit ist eine Berechnung von Gleichung 4.11 durchführbar und das Verfahren wesentlich weniger anfällig gegenüber Rauschen.

Probleme entstehen dadurch, dass ein Austausch des Objektivs das optische System so verändern kann, dass nicht die gleiche optische Achse vorhanden ist. Dies liefert ein falsches Ergebnis für die Kalibrierung. Eine weitere Fehlerquelle ist die unbeabsichtigte Verschiebung des Präparats oder der Kamera bei manuellem Wechsel des Objektivs.

4.5 Achsen-Winkel-Repräsentation

Bei einer nicht-linearen Parameteroptimierung stellt sich die Frage, wie die gewünschte Rotation am besten parametrisiert wird. Es ist ein Nachteil jeden Eintrag der Rotationsmatrix als zu optimierender Parameter zu übergeben, da zum einen die Einträge nicht unabhängig voneinander sind und bestimmten Nebenbedingungen unterliegen und somit neun Parameter optimiert werden müssten, was zu den in Kapitel 4.1 aufgezeigten Problemen führen würde.

Eine bessere Methode ist es, die ermittelten Eulerwinkel aus der Kalibrierung als Parameter zu verwenden. Es ist sichergestellt, dass eine korrekte Rotationsmatrix mit Hilfe der Eulerwinkel innerhalb der Optimierung erzeugt werden kann. Durch die Optimierung nach Eulerwinkeln reduziert sich die Anzahl der Parameter auf drei. Dies ist der in der Literatur [ZN99] [LZD06] [AFF05] gängige Ansatz.

Eine andere Möglichkeit der Darstellung einer Rotation ist die Achsen-Winkel-Darstellung. Eine Rotation wird ausgedrückt durch eine Achse, um die rotiert wird, sowie durch einen Rotationswinkel um diese Achse. Bei einer 3D-Rotation ergeben sich drei Parameter für die Achsendarstellung plus einen Parameter für den Winkel bzw. wird der Winkel als Länge der Rotationsachse kodiert. Unter Anwendung der Rodrigues-Formel (aus [BB03]) lässt sich die Rotationsmatrix \mathbf{R} bestimmen mit

$$\mathbf{R} = \mathbf{I} + \boldsymbol{\omega} * \sin \theta + \boldsymbol{\omega}^2 * (1 - \cos \theta) \quad . \quad (4.13)$$

$\boldsymbol{\omega} = (\omega_x, \omega_y, \omega_z)^T$ stellt die Rotationsachse dar. \mathbf{I} ist die Einheitsmatrix und θ der Winkel, mit dem rotiert wird.

Es wurde für diese Arbeit der Frage nachgegangen, ob diese Repräsentation für eine Optimierung besser geeignet ist als Eulerwinkel. Tabelle 4.1 zeigt die Ergebnisse einer Optimierung mittels des Algorithmus von Ferreira et al. Dieser wurde für die Arbeit dahingehend geändert, dass der Optimierungsschritt sowohl mit Eulerwinkeln als auch mit der Achsen-Winkel-Darstellung durchgeföhrt ist. Die Ergebnisse der kalibrierten Parameter unterscheiden sich dabei kaum. Es zeigt sich jedoch, dass die Achsen-Winkel-Repräsentation schneller zu einem Ergebnis führt als die Optimierung von Eulerwinkeln. Dies liegt vermutlich daran, dass bei der Generierung der Rotationsmatrix durch Eulerwinkel sehr viele trigonometrische Funktionen sowie Multiplikationen dieser aufgerufen werden müssen. Diese machen

Tabelle 4.1: Vergleich zwischen Achsen-Winkel- und Euler-Optimierung

Optimierung	Brennweite	T_x	T_y	T_z	Rot(α)	Rot(β)
Original	165000	12	10	8200	5	1
Euler	164807	12.0004	10	8190.67	5.00207	1.00874
Achsen-Winkel	164808	12.0004	10	8190.67	4.99986	1.00901

Optimierung	Rot(γ)	κ_1	Iter.	Eval.
Original	2	$2 \cdot 10^{-9}$	-	-
Euler	1.96592	$1.99758 \cdot 10^{-9}$	137	1528
Achsen-Winkel	1.96622	$1.99758 \cdot 10^{-9}$	92	1035

eine neue Parameterschätzung ungenau und erfordern mehr Iterationsschritte, um das selbe Endergebnis zu berechnen.

Kapitel 5

Evaluierung

5.1 Konfiguration

In Folgenden werden die vorgestellten Verfahren untersucht und die einzelnen Vor- und Nachteile besprochen. Zur Evaluierung der Qualität der einzelnen Verfahren wurde eine Anwendung geschrieben, die synthetische, mikroskopische Bilder auf Basis des in Kapitel 2.3.3 vorgestellten Modells erzeugen kann. Dadurch sind die kalibrierten Parameter vergleichbar mit der Grundwahrheit, die zur Erzeugung der Bilder verwendet wurden.

Die Auswertung der Algorithmen auf realen Testdaten erfolgte mit Aufnahmen eines Mikroskop des Typs Leica DM6000B. Die Brennweite der Tubuslinse beträgt $200.000\mu\text{m}$. Als Objektive wurden ein Leica 10x Objektiv sowie Objektive der Firma Zeiss in den Vergrößerungen 2.5x, 20x und 40x verwendet.

Zur Aufnahme der Bilder diente eine Allied Vision Technologies Digitalkamera, Modell Pike F100C. Die Pixelgröße der Kamera beträgt $7.4\mu\text{m} \times 7.4\mu\text{m}$.

Das Kalibrieremuster ist ein Gitternetz auf einem Objektträger mit einem Gitterabstand von $20\mu\text{m}$ und einer Gitterstrichbreite von $2\mu\text{m}$.

Die Features aus dem realen Datensatz wurden mit dem Verfahren nach Orteu et al. [OGD97] extrahiert.

5.2 Vereinfachte Rotationsmatrix

In Kapitel 3.2.1 und Kapitel 3.2.2 wurde eine Vereinfachung der Rotationsmatrix beschrieben, um die Kalibrierung im orthogonalen Fall zu ermöglichen. Diese Matrix weist nicht mehr die Eigenschaft von drei orthonormalen Spaltenvektoren auf. Dadurch entstehen Fehler bei der Projektion gegenüber einer korrekten Rotationsmatrix. Diese werden in Abbildung 5.1 dargestellt.

Zur Messung wurden 100.000 zufällige Punkte für jeden untersuchten Winkel gene-

Tabelle 5.1: Vergleich der Kalibrieralgorithmen mit einem Leica 10x Objektiv

Verfahren	F	T_x	T_y	T_z	Rot(α)	Rot(β)
Zhou-Nelson	180168	-291.017	-414.759	17909.7	2.1223	-0.879626
Ferreira et al.	182530	-290.893	-414.801	18138.1	2.12321	-0.055034
Zhuang-Wu	-	-290.948	-414.822	18039.6	2.12157	-0.268144
Zhuang-Wu erw.	181190	-290.948	-414.822	18008.9	2.12141	-0.280105
Verfahren	Rot(γ)	κ	M			
Zhou-Nelson	0.555223	$-8.765 * 10^{-11}$	10.0121			
Ferreira et al.	1.52569	$-8.817 * 10^{-11}$	10.073			
Zhuang-Wu	0.937319	$-8.493 * 10^{-11}$	-			
Zhuang-Wu erw.	0.935143	$-8.492 * 10^{-11}$	-			

Winkel in Grad, alle anderen Angaben in μm

riert. Diese wurden sowohl mit einer vereinfachten Rotationsmatrix als auch mit einer regulären Rotationsmatrix auf eine Bildebene projiziert und der Abstand zwischen den projizierten Bildpunkten gemessen. Für kleine Winkel nimmt dabei der Fehler linear zu. Mit zunehmender Größe des Winkels weicht die vereinfachte Rotationsmatrix jedoch mit exponentiellem Fehler von der exakten Rotationsmatrix ab. Mit den realen Testdaten lagen die Winkel β und γ jedoch immer im Bereich von -3° und $+3^\circ$. Es wird zwar ein Fehler durch die vereinfachte Rotationsmatrix in das Gleichungssystem eingeführt, jedoch wird sich dieser, für die in der Realität gemessenen Winkel, nicht stark auf das Endergebnis auswirken.

5.3 Vergleich der Kalibrieralgorithmen

Die Experimente mit den Algorithmen an realen Daten wurden mit allen unter 5.1 aufgeführten Objektiven durchgeführt.

In Tabelle 5.1 sind die Kalibrierergebnisse für ein Leica 10x Objektiv aufgeführt. Dabei sind die kalibrierten Parameter bei allen untersuchten Algorithmen sehr ähnlich. Die Verschiebung in X-/Y-Richtung unterscheidet sich im Nanometerbereich, die Rotation um die Z-Achse ($Rot(\alpha)$) ist ebenfalls mit sehr geringen Unterschieden behaftet. Einzig die Rotation um die X- bzw. Y-Achse fällt durchaus unterschiedlich aus. Dies liegt zum einen an den mikroskopischen Gegebenheiten, die die Kalibrierung dieser beiden Winkel erschweren, weil nur sehr kleine Differenzen in Z-Richtung zu messen sind. Zum Anderen nehmen solch kleine Winkel kaum Einfluss auf den projizierten Punkt bei orthogonaler Sicht auf die Kalibrierebene und dadurch ändert sich das zu optimierende Fehlermaß nur wenig. Dies führt bei ungenauen Startwerten dazu, dass eine Optimierung nur ein lokales Minimum

Tabelle 5.2: Vergleich der Kalibrieralgorithmen mit einem Zeiss 40x Objektiv

Verfahren	F	T_x	T_y	T_z	Rot(α)	Rot(β)
Zhou-Nelson	206075	-62.2951	-73.6985	4218.46	2.07601	-1.13642
Ferreira et al.	206226	-62.1435	-73.695	4209.34	2.08487	-0.154159
Zhuang-Wu	-	-62.3609	-73.7129	3464.18	2.08299	-0.564849
Zhuang-Wu erw.	198963	-62.3528	-73.7089	4073.6	2.08054	-0.628258
Verfahren	Rot(γ)	κ	M			
Zhou-Nelson	2.79351	$-1.285 * 10^{-10}$	48.9008			
Ferreira et al.	5.56418	$-1.603 * 10^{-10}$	48.909			
Zhuang-Wu	2.59231	$-1.488 * 10^{-10}$	-			
Zhuang-Wu erw.	2.66865	$-1.498 * 10^{-10}$	-			

Winkel in Grad, alle anderen Angaben in μm

findet.

Der Vergrößerungsfaktor des Mikroskops, der bei der Kalibrierung durch den Algorithmus von Zhou-Nelson und Ferreira et al. berechnet wird, liegt ebenfalls sehr nahe an den Herstellerangaben.

In Tabelle 5.2 ist ein sehr ähnliches Ergebnis für ein Zeiss 40-fach Objektiv gegeben. Auch hier unterscheiden sich die kalibrierten Kameraparameter nur unwesentlich voneinander. Auffällig ist jedoch, dass sowohl der Algorithmus nach Zhou-Nelson als auch der Algorithmus nach Ferreira et al. einen, von den Herstellerangaben abweichenden, Vergrößerungsfaktor berechnet. Dies ist dabei durch die Hardware bedingt. Um Objektive von Zeiss in einem Leica Mikroskop benutzen zu können muss ein Adapter zwischen Objektiv und Mikroskop geschaltet werden. Dieser sollte prinzipiell keine Veränderung des Projektionsmodells mit sich bringen, da an dieser Stelle im Mikroskop das Zwischenbild bereits auf das Unendliche abgebildet wird. Durch den Adapter wird nur die Länge des Tubuskörpers verändert, was keinen Einfluss auf das Projektionsmodell nehmen sollte. Dies ist aber anscheinend nicht der Fall. Dadurch, dass der Fehler für alle Algorithmen gilt, kann man diese trotzdem relativ zueinander vergleichen. Dieser Fehler hatte ebenfalls zur Folge, dass der Wert für t_z in der Kalibrierung nach Zhuang und Wu von den anderen Algorithmen stark abweicht, weil sich die effektive Brennweite des Mikroskops durch den Adapter von den erwarteten Werten deutlich unterscheidet.

5.4 Rauschanfälligkeit

Da reale Daten nie absolut exakt mit den optimalen Daten durch eine gegebene Modellgleichung übereinstimmen, stellt sich die Frage, inwieweit die Kalibrieralgo-

rithmen anfällig gegenüber verrauschten (also fehlerhaften) Eingabedaten sind. Hierzu wurde ein normalverteiltes Rauschen mit einer Standardabweichung zwischen null und drei Pixeln auf den Bildkoordinaten erzeugt. Ein solches Rauschen ist häufig Ursache einer ungenauen Extraktion der Merkmale, denn obwohl diese subpixelgenau detektiert werden, wirken sich schon geringe Abweichungen auf das geschätzte Modell aus.

Wie man an den Abbildung 5.3, Abbildung 5.4, Abbildung 5.5 und Abbildung 5.6 erkennen kann, sind die Fehler in den Parametern selbst bei starkem Rauschen relativ gering. Einzig die Parameter für β und γ werden sehr instabil. Besonders im Falle der Kalibrieremethode nach Ferreira fällt dies schon bei geringem Rauschen auf, die Ursache dafür ist unter Anderem die schlechte Konditionierung der Matrix \mathbf{B} , die zur Bestimmung der Kameraparameter dient, was das Verfahren numerisch instabil macht.

5.4.1 Zusammenfassung

Die Ergebnisse für alle Verfahren sind, verglichen mit den erwarteten Parametern, sehr gut und genau. Einzig beim Verfahren nach Ferreira et al. sind Abstriche in der Qualität der ermittelten Kameraparameter zu machen. Für größere Fehler wird gerade dieser Algorithmus sehr instabil. Dies liegt an der Art, wie die Parameter gewonnen werden. Die Homographieschätzung zu Beginn des Algorithmus muss äußerst exakt und robust gegenüber Ausreißern sein, denn selbst kleine Änderungen an der Homographie führen zu großen Unterschieden in den kalibrierten Kameraparametern.

Der große Vorteil von Zhangs Algorithmus gegenüber Tsais im 3D Fall ist, dass keine Grundannahmen über die intrinsischen Kameraparameter getroffen werden müssen, sondern diese durch den Algorithmus selbst bestimmt werden können. Für ein überbestimmtes Gleichungssystem mit mehr als drei Homographien nimmt die Stabilität und Genauigkeit von Zhangs Algorithmus auch deutlich zu (vgl. [Zha98b]). Diese Eigenschaften gehen jedoch durch die Änderungen im mikroskopischen Bereich vollkommen verloren. Es ist weder eine Stabilisierung der Kalibrierergebnisse durch mehrfache Aufnahmen möglich, noch können Hauptpunkt oder Scherung mit dem Algorithmus nach Ferreira bestimmt werden. Es gelten die selben Voraussetzungen wie für den Algorithmus nach Zhou-Nelson und Zhuang. Darüber hinaus ist der Algorithmus in der Ausführung am langsamsten, da das Finden einer Homographie durch den RANSAC-Algorithmus einige Zeit benötigt und die Initialparameter der nicht-linearen Optimierung ebenfalls schlechter sind als bei den anderen beiden Verfahren und somit die Optimierung an sich länger dauert. Dadurch ist das Verfahren eher nicht zu empfehlen, da es keinerlei Vorteile bietet und die beiden anderen Algorithmen bessere Ergebnisse liefern.

Die Verfahren nach Zhou und Nelson sowie Zhuang und Wu sind gleichwertig. Erst durch die Generierung von sehr starken Fehlern konnte sich das Verfahren von Zhou und Nelson gegenüber dem von Zhuang und Wu leicht absetzen, jedoch werden diese in der Realität nicht auftreten und sind deshalb nur theoretischer Natur.

5.5 Einfluss einer falschen Brennweite

Die Brennweite ist einer der Parameter, der zu Beginn der Kalibrierung vom Benutzer festgelegt wird. Dadurch, dass einzig T_z direkt von der Brennweite abhängig ist, ergibt sich daraus, dass alle anderen Parameter auch bei falscher geschätzter Brennweite berechnet werden können und sich nur der Fehler von T_z selbst ändert. Da aus den Bildern keine weiteren Tiefeninformationen gewonnen werden können lassen sich die Parameter T_z und die Brennweite F auch nicht weiter optimieren, der Fehler der durch eine falsche Initialisierung begangen wurde bleibt somit bestehen.

5.6 Einfluss eines falschen Hauptpunkts

Da sich durch die Wahl des Hauptpunkts ebenfalls der Ursprung des Bildkoordinatensystems ergibt, ist eine exakte Bestimmung erforderlich. Es werden mit Hilfe des Hauptpunkts sowohl das Zentrum der radialen Verzerrung als auch die Achsen, um die rotiert wird, festgelegt. Eine falsche Wahl des Hauptpunktes spiegelt sich in zum Teil sehr starken Abweichungen der Kameraparameter wieder.

Für den synthetischen Test wurde ein Bild der Größe 512x512 Pixel generiert mit einem Hauptpunkt $HC = (255, 255)$. Es wurden Kalibrierungen mit unterschiedlichen, von diesem Hauptpunkt abweichenden, Annahmen durchgeführt.

[tb] In Abbildung 5.7 und Abbildung 5.8 zeigt sich, dass eine Veränderung des Hauptpunkts zu einem linearen Anstieg des Fehlers führt. Gerade bei einer Kalibrierung nach Ferreira zeigt sich, dass ein falscher Hauptpunkt sich in verfälschten kalibrierten Parametern äußert. Aus diesem Grund wurde versucht mehrere Verfahren zu entwickeln, die den Hauptpunkt kalibrieren können und somit die Ergebnisse verbessern (siehe Kapitel 2.4 und 4.4).

Die Ergebnisse der Kalibrierung des Hauptpunkts durch eine Verzerrungskorrektur finden sich in Kapitel 5.8. Der Nachteil ist jedoch, dass das Verzerrungszentrum nicht mit dem Zentrum der perspektivischen Projektion übereinstimmen muss.

Der in 4.4 vorgestellte Ansatz ist schwer mit synthetischen Daten zu testen, da

Tabelle 5.3: Bestimmung des Hauptpunkts

Methode	HC_x	HC_y
Z-Translation	513.106	453.18
Objektivwechsel	516.479	491.819

das dafür geschriebene Programm die Abbildungen immer vollkommen fokussiert darstellt. Somit erhält man perfekte Datensätze, mit denen sich der Hauptpunkt exakt bestimmen lässt. Deshalb wurde der Test auf dem realen Datensatz des Leica 10x Objektivs durchgeführt und zunächst der Objektisch in der Höhe verschoben und jeweils eine Aufnahme knapp im fokussierbaren Bereich gemacht und die entsprechenden Merkmale extrahiert. Durch die geringe Tiefenschärfe war es, wie unter 3.1 beschrieben, nur schwer möglich zwei gute unterschiedliche Testbilder aufzunehmen (siehe Abbildung 5.9). Selbst wenn dies annähernd gelang war der Unterschied in den extrahierten Merkmalen sehr gering. Dies macht zum Einen eine exakte und subpixelgenaue Extraktion der Merkmale erforderlich und zum Anderen wird das Verfahren sehr anfällig gegenüber Störungen, da kleine Pixeldifferenzen zu starken Änderungen in den kalibrierten Werten führen.

Als zweiter Test wurde die gleiche Stelle eines Präparats aufgenommen mit zwei verschiedenen Objektiven, dem Leica 10x Objektiv und dem Zeiss 2.5x Objektiv (siehe Abbildung 5.10) und aus beiden Bildern wurden die gleichen Merkmale extrahiert und somit der Hauptpunkt bestimmt.

Da kein Referenzwert für den Hauptpunkt verfügbar ist wurde überprüft, inwieweit sich der neu bestimmte Hauptpunkt auf den Fehler der Projektion auswirkt (siehe Tabelle 5.4). Eine vorherige Kalibrierung des Hauptpunktes führte mit allen Algorithmen dazu, dass der maximale Fehler, der durch die Projektion auftritt, verringert werden konnte. Der durchschnittliche Fehler wurde dabei marginal schlechter, wobei diese Änderung sich kaum in den Parametern oder im entzerrten Bild bemerkbar macht. Die Qualität der Aufnahmen leidet deutlich mehr unter maximalen Fehlern im Randbereich des Bildes, da diese Grund von Verzerrungen sind, als durch einen unwesentlich veränderten durchschnittlichen Fehler. Eine Unterdrückung des maximalen Fehlers ist somit als positiv zu bewerten.

5.7 Evaluierung der implementierten Gewichtungungsverfahren

In Kapitel 4.2 wurde beschrieben, dass eine Optimierung der kleinsten Fehlerquadrate bei einem Datensatz mit Elementen, die ein nicht normalverteiltes Rauschen

5.7. EVALUIERUNG DER IMPLEMENTIERTEN GEWICHTUNGSVERFAHREN 67

Tabelle 5.4: Fehler bei unterschiedlichem Hauptpunkt, Methode1 = Mitte des Framebuffers, Methode2 = Z-Translation, Methode3 = Objektivwechsel

Methode	Durchschn. Fehler	Max. Fehler
Zhou-Nelson1	0.426994	0.922104
Zhou-Nelson2	0.42878	0.91769
Zhou-Nelson3	0.428966	0.913361
Zhuang1	0.479078	1.0256
Zhuang2	0.445741	0.934336
Zhuang3	0.479764	1.02553
Zhuang-Ext1	0.479078	1.0256
Zhuang-Ext2	0.445741	0.934336
Zhuang-Ext3	0.479764	1.02553
Zhang1	0.477006	1.01556
Zhang2	0.478359	0.96631
Zhang3	0.45499	0.885411

aufweisen, zu Fehlern führt. Zur Überprüfung wurde dazu zunächst ein synthetischer Test generiert, der für die Funktion

$$y = b * x$$

den Parameter b optimieren sollte. Auf dem gesamten Datensatz liegt ein normalverteiltes Rauschen mit dem Mittelwert 0 und der Standardabweichung $\sigma = 0.3$. 20% der Elemente des Datensatzes sind um 3.0 in Y-Richtung verschoben. Der Datensatz wurde für $b = 1$ erzeugt.

Wie sich in Tabelle 5.5 zeigt ist jedes Verfahren dem Gewichtungungsverfahren der kleinsten Fehlerquadrate (LSQR) überlegen.

Es wurden zwar mehr Iterationsschritte benötigt um das Ergebnis zu finden jedoch war dieses eindeutig besser. Dabei erzeugte die konvexe Huber-Kostenfunktion die besten Ergebnisse.

Das Ergebnis der Blake-Zisserman Kostenfunktion als nicht-konvexes Verfahren schnitt ebenfalls gut ab, jedoch nur wenn der Startwert der Optimierung für $b = 1$ angenommen wurde. Ist die initiale Schätzung zu ungenau, so führte gerade dieses Verfahren zu einer Optimierung in lokale Minima, da es nur innerhalb einer gewissen Nachbarschaft optimiert und alle Outlier konstant gewichtet.

Als zweiter Test wurde ein synthetisches Testbild generiert. 5% der extrahierten Merkmale wurden dabei um 1 Pixel verschoben.

In Tabelle 5.6 ist zu sehen, dass sich ähnliche Ergebnisse wie unter Tabelle 5.5

Tabelle 5.5: Optimierung der Funktion $y = b * x$ für $b = 1$ mit Hilfe von Gewichtsverfahren

Gewichtung	Parameterschätzung b	Iterationen	Evaluationen
Original	1	-	-
LSQR	0.982828	3	4
Cauchy	0.9979	40	100
L1	0.993335	28	57
Huber	0.999696	36	100
Pseudohuber	0.993226	23	44
Blake-Zisserman	0.998705	6	22

Tabelle 5.6: Berechnung der Kalibrierungsparameter mit gewichteter Optimierungsfunktion

Gewichtung	T_x	T_y	Rot(α)	Rot(β)	Rot(γ)	κ
Original	5	3	5	1	2	5.0*10e-9
LSQR	5.02296	3.02572	5.00049	0.853126	2.41076	5.067 * 10 ⁻⁹
Blake-Zisserman	5.00804	3.00383	5.00014	-10.0252	6.41002	1.138 * 10 ⁻⁹
Cauchy	5.00001	3.00002	5.0001	0.991558	2.00971	4.559 * 10 ⁻⁹
Huber	5.00022	3.00003	4.99986	1.00948	1.96355	5.014 * 10 ⁻⁹
Pseudohuber	5.0006	3.00055	4.99994	1.00014	1.99245	4.989 * 10 ⁻⁹
L1	5.00021	3.00007	4.9999	1.00616	1.97646	4.981 * 10 ⁻⁹

Tabelle 5.7: Berechnung der Verzerrungsparameter durch linienbasierte Verzerrungskorrektur

Methode	κ_1	κ_2	H_x	H_y
Original1	$1.0 * 10^{-9}$	0	0	0
Test1	$9.93343 * 10^{-10}$	$3.9887 * 10^{-18}$	-0.0112823	-0.000845
Original2	$3.0 * 10^{-9}$	0	0	0
Test2	$2.99171 * 10^{-9}$	$-1.283246 * 10^{-17}$	0.004330543	-0.00772129
Original3	$3.0 * 10^{-10}$	0	0	0
Test3	$2.99767 * 10^{-10}$	$-1.18807 * 10^{-19}$	0.039629	-0.067827
Original4	$2.0 * 10^{-8}$	0	0	0
Test4	$2.10908 * 10^{-8}$	$2.10908 * 10^{-15}$	-1.07381	-0.1072
Original5	$3.0 * 10^{-9}$	0	-5	-2
Test5	$2.97077 * 10^{-9}$	$-8.67468 * 10^{-18}$	-4.97075	-1.9748
Original6	$8.0 * 10^{-11}$	0	-10	-15
Test6	$8.00387 * 10^{-11}$	$4.7931 * 10^{-21}$	-9.69064	-14.9335

abzeichnen. Die gewichtete Optimierung ist der Optimierung der kleinsten Fehlerquadrate deutlich überlegen und schließt Outlier zuverlässig aus. Die dominanten Parameter zur Bestimmung des Fehlers zwischen aufgenommenem und projiziertem Punkt sind t_x, t_y, κ sowie α und diese werden wesentlich besser optimiert als beim LSQR-Verfahren.

Somit wurde gezeigt, dass das implementierte gewichtete Optimierungsverfahren besser funktioniert als die Optimierung der Fehlerquadrate und bevorzugt verwendet werden sollte, da sich dadurch keine Nachteile ergeben. Liegen Datensätze ohne Outlier vor, so nähern sich alle Funktionen, wie in Kapitel 4.2 beschrieben, der Funktion der kleinsten Fehlerquadrate an.

5.8 Evaluierung der linienbasierten Verzerrungskorrektur

Zunächst sollte überprüft werden, inwieweit das Verfahren aus Kapitel 3.5 geeignet ist um die Verzerrungsparameter zu kalibrieren. Dafür wurden synthetische Bilder mit unterschiedlicher Verzerrung generiert und der kalibrierte Parameter gegenüber der Grundwahrheit verglichen.

Tabelle 5.7 zeigt, dass linienbasierte Verzerrungskorrektur gut geeignet ist, um die Verzerrungsparameter zu kalibrieren ohne vorher eine komplette Kamerakalibrierung durchzuführen. Die berechneten Werte sind dabei sehr nahe an den, für

Tabelle 5.8: Kamerakalibrierung nach vorheriger Hauptpunktkalibrierung durch linienbasierte Verzerrungskorrektur

Methode	Durchschn. Fehler in Pixel	Max. Fehler in Pixel
Zhou-Nelson	0.426994	0.922104
Zhou-Nelson+Entzerrung	0.433078	0.884433
Zhuang	0.409564	0.869775
Zhuang+Entzerrung	0.409613	0.867842
Zhuang-Ext	0.409557	0.870188
Zhuang-Ext+Entzerrung	0.409605	0.868493
Ferreira	0.417374	0.910204
Ferreira+Entzerrung	0.4168	0.892027

die synthetische Bilderzeugung verwendeten, Parametern und genauso gut wie bei einer vollständigen Kamerakalibrierung.

Die Qualität der Parameter gegenüber der Grundwahrheit nimmt erst ab, wenn starke Verzerrungen (in dem Fall für $\kappa_1 > 5.0 * 10^{-8}$) auftreten. Dadurch liegt eine Fischaugen-Optik vor und die in 3.6 vorgeschlagene Entzerrungsfunktion ist nicht mehr korrekt.

Ein Test mit einem realen Leica 10x Objektiv wurde durchgeführt um zu überprüfen, ob eine Kalibrierung des Verzerrungszentrums und die Annahme, dass dieser Punkt dem Hauptpunkt entspricht (anstelle der Mitte des Framebuffers), zu einer Verbesserung der Kalibrierergebnisse führt. Dazu wurden alle vier implementierten Kalibrieralgorithmen miteinander verglichen. Der durch die linienbasierte Verzerrungskorrektur kalibrierte Hauptpunkt lag bei $HC = (532.17401, 527.47230)$, der Mittelpunkt des Bildspeichers entsprach $HC = (500, 500)$. Dadurch ist ersichtlich, dass das Verzerrungszentrum nicht mit dem Mittelpunkt des Bildes übereinstimmen muss und die Differenz mehrere Pixel betragen kann. Dies stellte Hartley in [HK07] ebenfalls fest und kritisierte die Annahme in Tsais Algorithmus, die Mitte des Bildspeichers als Ausgang der radialen Verzerrung zu verwenden.

In Tabelle 5.8 ist der Fehler in Pixel dargestellt, der sich ergibt, wenn der mit den Kameraparametern projizierte Weltpunkt des Kalibriermusters mit dem aufgenommenem Bildpunkt verglichen wird. Daraus ist ersichtlich, dass dieser Fehler sehr klein ist (unter 1 Pixel) und somit das verwendete Modell und die Algorithmen gut zur Kalibrierung geeignet sind.

Es fällt auf, dass eine vorherige Hauptpunktkalibrierung den maximalen Fehler im Bild in allen Verfahren verringert, der durchschnittliche Fehler im Bild jedoch bei den Verfahren nach Zhou-Nelson und Zhuang leicht ansteigt. Dies wurde ebenfalls bereits in Kapitel 5.6 festgestellt und besprochen.

Einzig Ferreiras Algorithmus profitiert von einer vorherigen Optimierung des Hauptpunkts durch eine Reduzierung sowohl des durchschnittlichen als auch des maximalen Fehlers, was speziell an der Anfälligkeit dieses Verfahrens gegenüber einem falschen Hauptpunkt liegt und somit eine Verbesserung des Hauptpunkts zum optimalen Wert in einer Verbesserung der Ergebnisse des kompletten Algorithmus resultiert. Tests mit Zhangs Kameradaten (siehe [Zha09]) haben ergeben, dass die Kalibrierung des Verzerrungszentrums nicht die gleichen Ergebnisse liefert wie die Kalibrierung des Hauptpunkts durch seinen Algorithmus. Dieses Ergebnis wird in [HK07] bestätigt. Die Autoren zeigen auf, dass das Verzerrungszentrum vom Projektionszentrum weit abweichen kann. Somit ist das entwickelte Verfahren eigentlich nicht geeignet um den Hauptpunkt des perspektivischen Projektionsmodells zu ermitteln. Das trotzdem eine Verbesserung des Projektionsfehlers auftrat ist darauf zurückführbar, dass dieser am stärksten von einer radialen Verzerrung abhängig ist. Eine verbesserte Darstellung der Verzerrungsfunktion resultiert somit in einer allgemeinen Verringerung des Fehlers.

Wie unter Kapitel 5.3 gezeigt wurde, nimmt die Qualität der Parameter gegenüber den optimalen Werten mit steigender Verzerrung zwar ab. Aus den realen Daten ergibt sich, dass die Verzerrungen äußerst gering ausfallen.

Die für diese Arbeit verwendeten Objektive wiesen eine deutlich geringere Verzerrung auf, als die von Zhou und Nelson in [ZN99] verwendeten Objektive.

Somit führte eine vorherige Entzerrung der Testdaten leider nicht zu dem gewünschten Ergebnis einer besseren Kalibrierung. Die Verzerrung ist für so geringe Parameter wirklich, wie in der Literatur beschrieben, vernachlässigbar während der Kalibrierung. Jedoch kann auch weiterhin der Ansatz der linienbasierten Verzerrungskorrektur als Alternative angesehen werden um die Verzerrungsparameter zu bestimmen falls keine komplette Kamerakalibrierung benötigt wird.

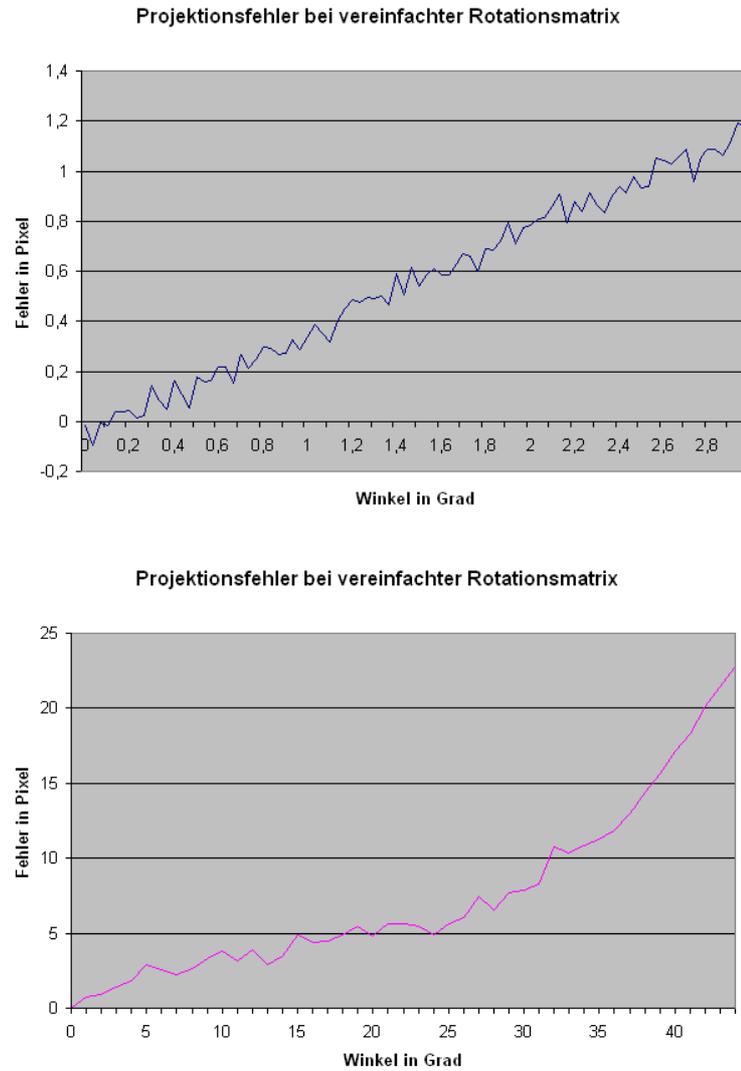


Abbildung 5.1: Abweichung in Pixel bei der Verwendung einer vereinfachten Rotationsmatrix gegenüber der realen Rotationsmatrix um die selben Achsen

5.8. EVALUIERUNG DER LINIENBASIERTEN VERZERRUNGSKORREKTUR⁷³

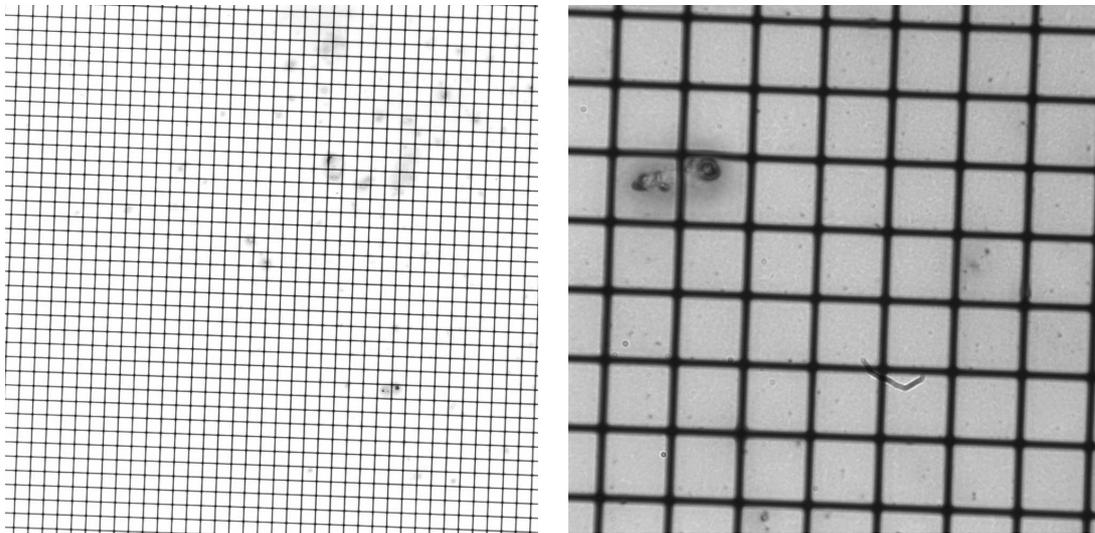


Abbildung 5.2: Aufnahmen des Kalibrierusters bei 10-facher (links) und 40-facher (rechts) Vergrößerung

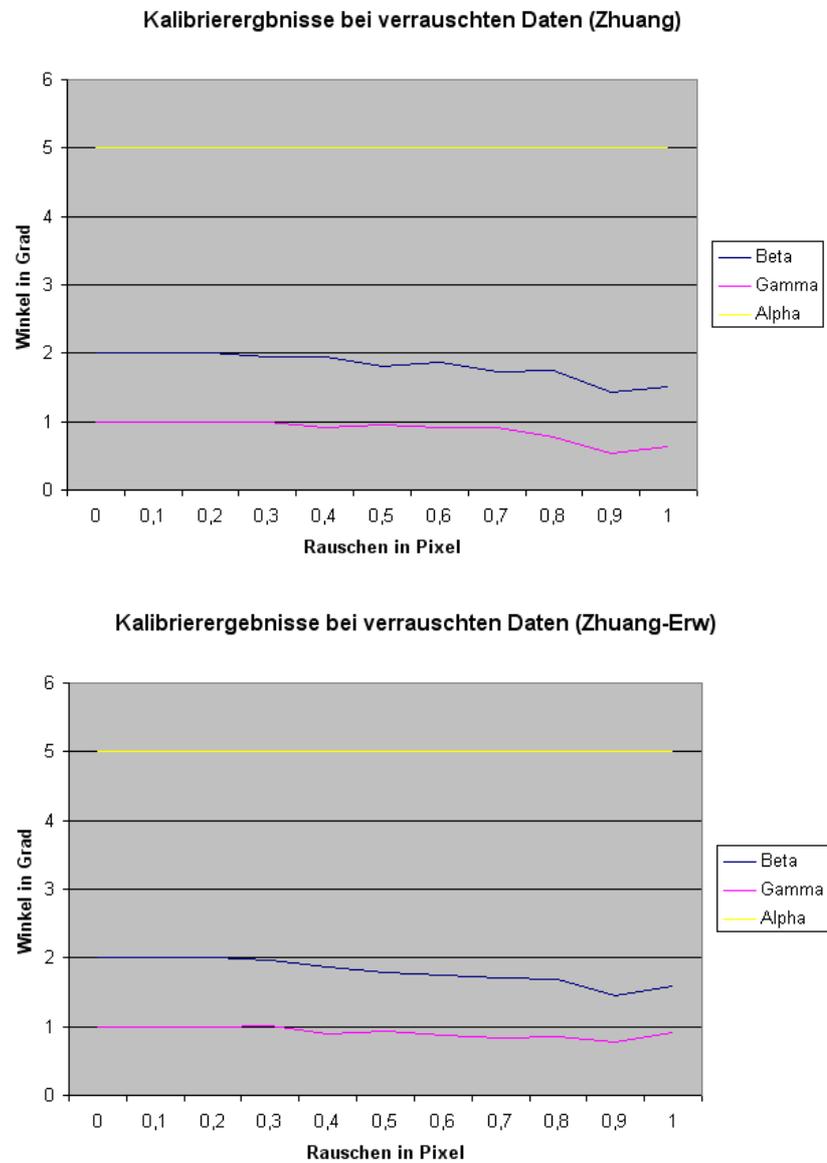


Abbildung 5.3: Kalibrierte Parameter bei synthetischem normalverteilten Rauschen auf den Eingabedaten, Grundwahrheit: $\text{Alpha} = 5^\circ$, $\text{Beta} = 2^\circ$, $\text{Gamma} = 1^\circ$

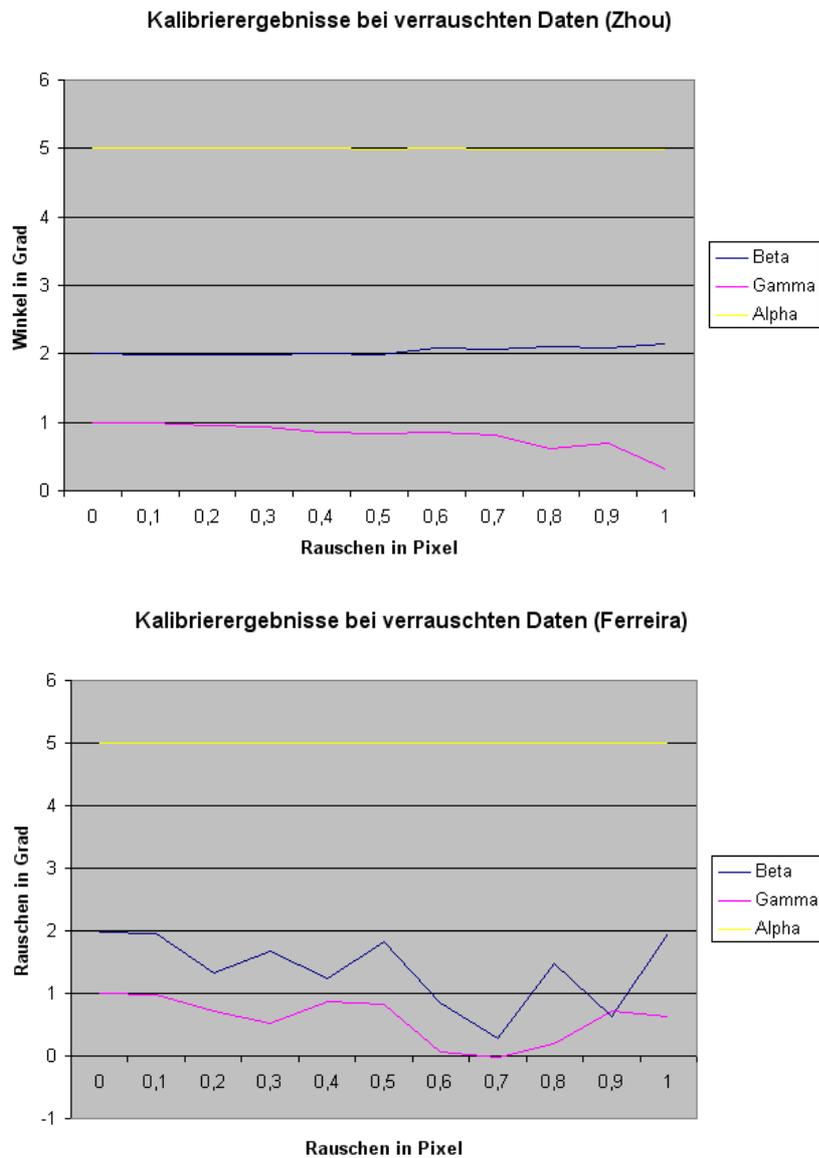


Abbildung 5.4: Kalibrierte Parameter bei synthetischem normalverteilten Rauschen auf den Eingabedaten, Grundwahrheit: Alpha = 5°, Beta = 2°, Gamma=1°

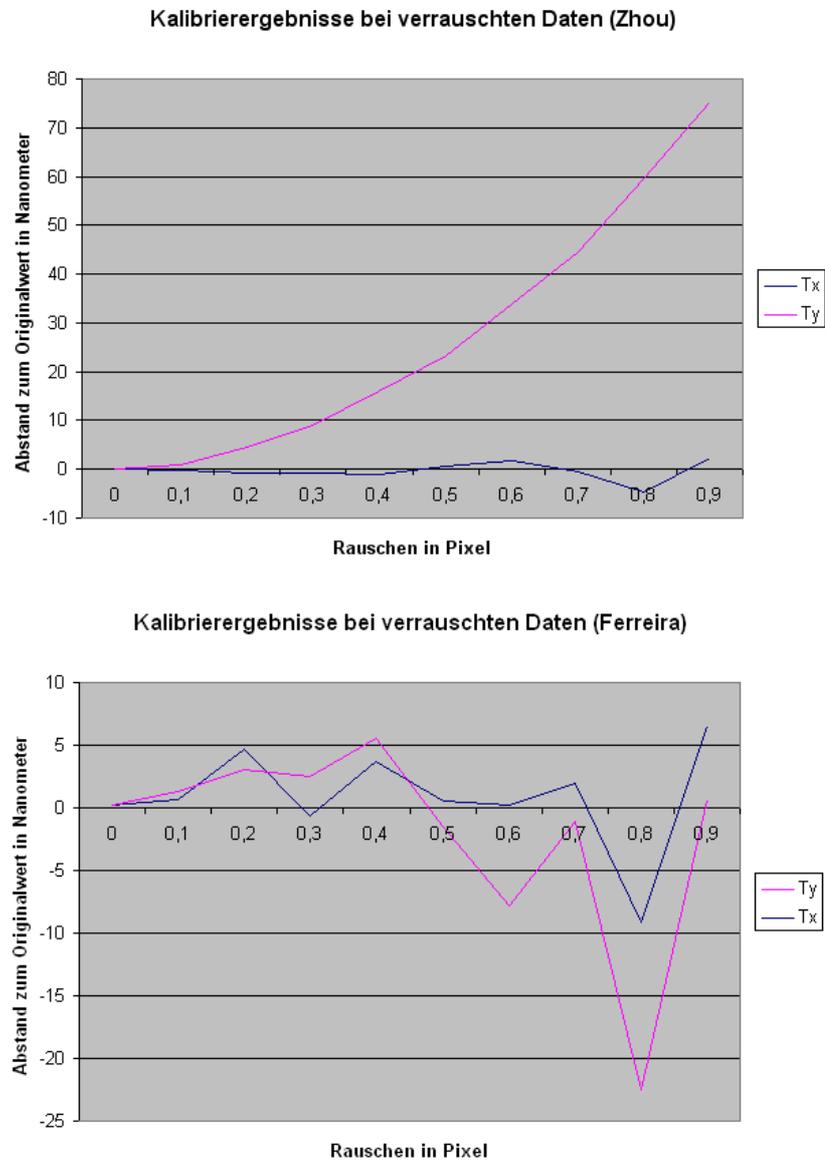


Abbildung 5.5: Abstand zum Originalparameter nach der Kalibrierung der Parameter bei synthetischen normalverteiltem Rauschen auf den Eingabedaten

5.8. EVALUIERUNG DER LINIENBASIERTEN VERZERRUNGSKORREKTUR⁷⁷

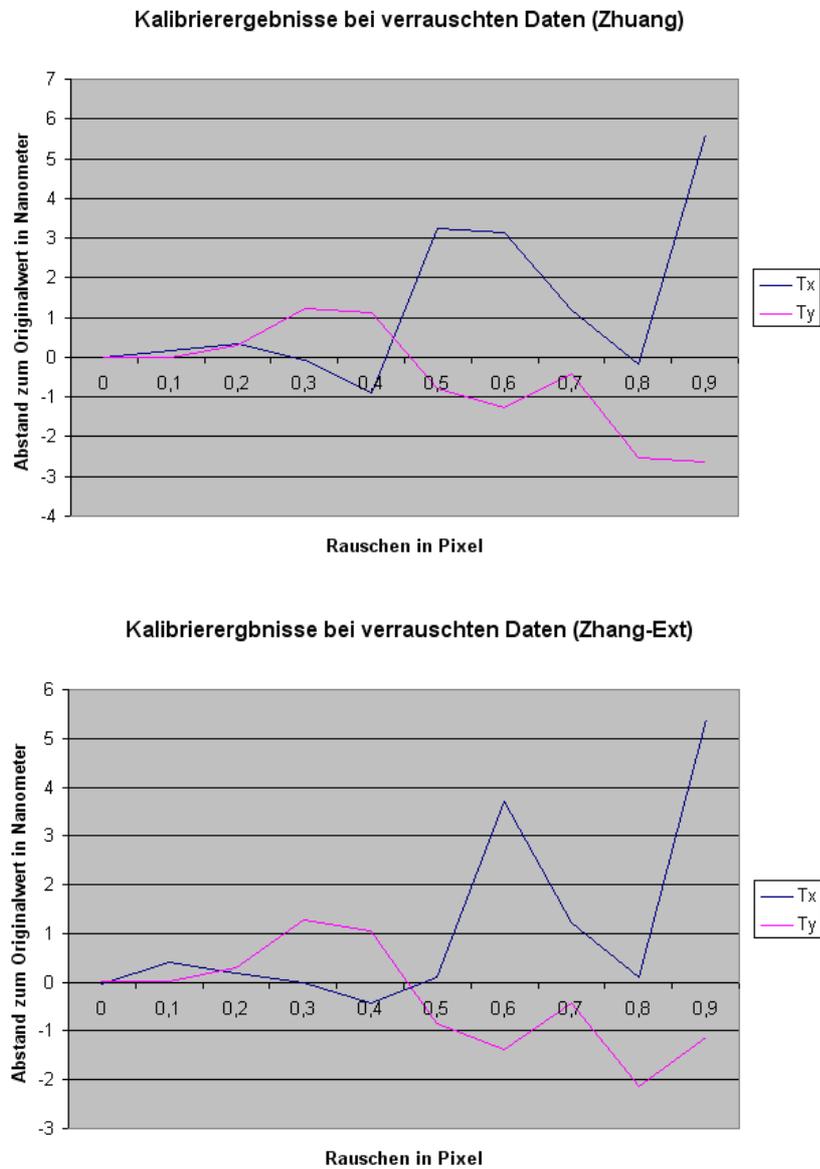


Abbildung 5.6: Abstand zum Originalparameter nach der Kalibrierung der Parameter bei synthetischen normalverteiltem Rauschen auf den Eingabedaten

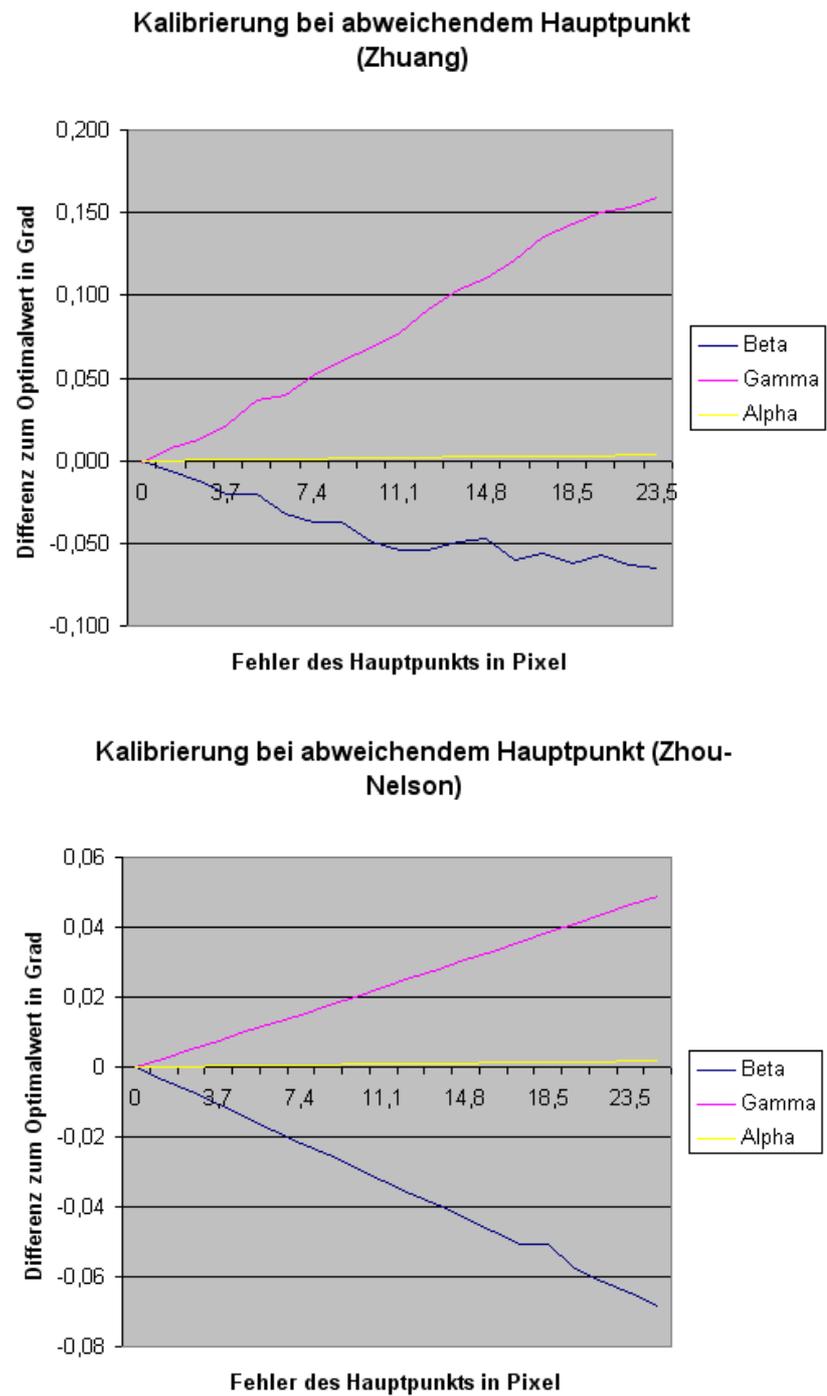


Abbildung 5.7: Kalibrierungsergebnisse bei abweichendem Hauptpunkt, Verfahren: Zhuang (oben), Zhou-Nelson (unten)

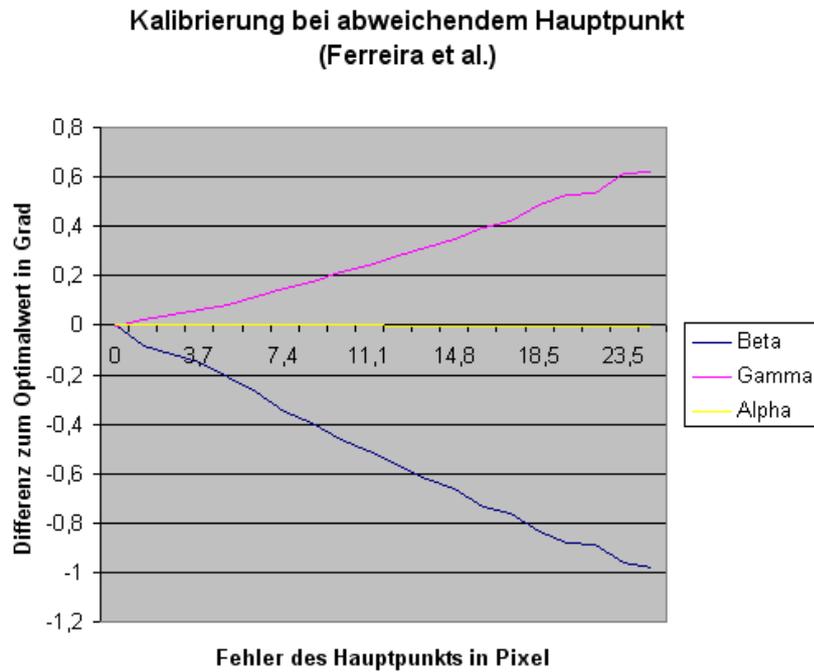


Abbildung 5.8: Kalibrierungsergebnisse bei abweichendem Hauptpunkt, Verfahren: Ferreira

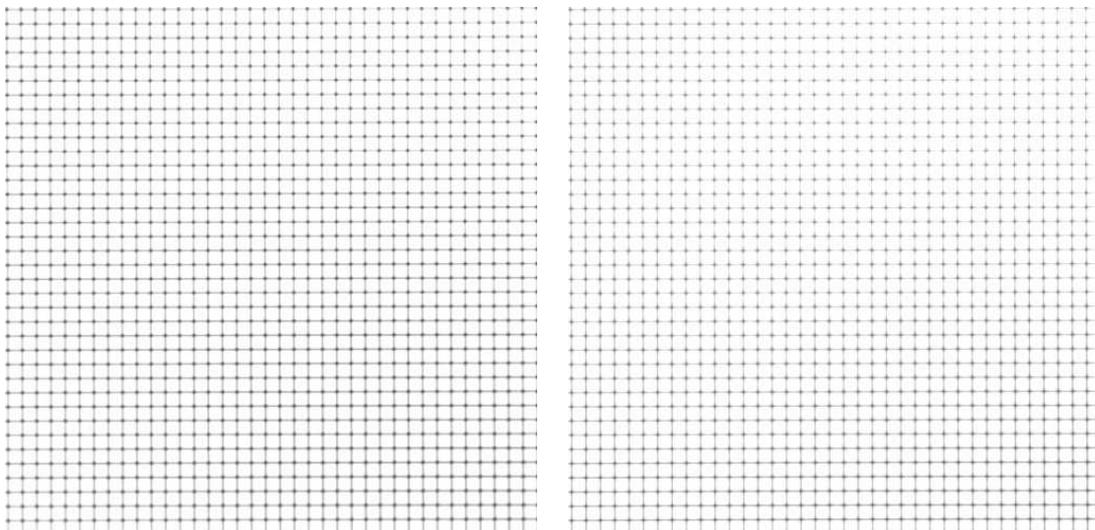


Abbildung 5.9: Unterschiedliche Aufnahmen eines 10-fach Objektivs durch Verschiebung des Objektstischs entlang der Z-Achse des Kamerakoordinatensystems.

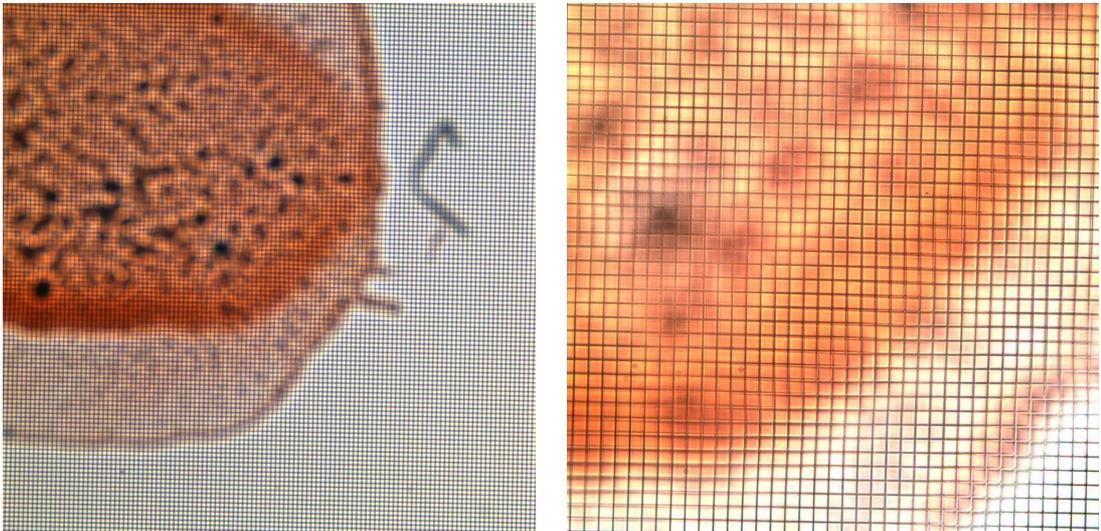


Abbildung 5.10: Zwei Aufnahmen der gleichen Stelle eines Präparats mit einem 2.5-fach Objektiv (links) sowie einem 10-fach Objektivs (rechts)

Kapitel 6

Fazit und Ausblick

In dieser Arbeit wurden mehrere Algorithmen zur Kalibrierung eines Mikroskopiesystems implementiert und miteinander verglichen. Das Konzept basiert dabei auf der orthogonalen Sicht auf die Kalibrierebene und damit verbunden auf einer vereinfachten Rotationsmatrix.

Dies wurde in unterschiedlichen Varianten auf Basis der Literatur von Zhou und Nelson, Zhuang und Wu und Ferreira et al. implementiert. Dabei stellte sich heraus, dass der schon relativ alte Kalibrieralgorithmus nach Tsai für die gegebenen Bedingungen immer noch die besten Ergebnisse liefert. Durch die mikroskopischen Einschränkungen sind die Vorteile der kompletten intrinsischen Kamerakalibrierung, die Zhangs Algorithmus im Fall einer Bewegung im 3D-Raum besitzt, nicht mehr gegeben.

Ferreiras Algorithmus lieferte bei der Evaluierung die schlechtesten Ergebnisse bezogen auf den Projektionsfehler. Besonders für verrauschte Daten wies er Instabilitäten auf. Um jedoch den Algorithmus trotzdem anwendbar zu machen, wurden verschiedene Algorithmen der RANSAC-Familie implementiert, um die Schätzung der Homographien und somit die kalibrierten Parameter möglichst exakt und stabil zu halten. Trotzdem bleibt dieser Algorithmus der anfälligste gegenüber Störungen und konnte ebenfalls nicht die Qualität in den kalibrierten Parametern der anderen Verfahren aufweisen.

Darauf aufbauend wurden in dieser Arbeit verschiedenste Verfahren entwickelt, die zur Verbesserung der Kalibrierergebnisse dienen.

Es wurde der Frage nachgegangen, ob sich die gegebenen Algorithmen verbessern lassen, wenn die aufgenommenen Bilder zunächst entzerrt werden und die Algorithmen auf idealen, anstatt auf verzerrten Bildkoordinaten, durchgeführt werden. Es hat sich jedoch gezeigt, dass die Verzerrung in den realen Bildern so gering ist, dass eine Entzerrung keine Auswirkungen auf die Kalibrierergebnisse hat. Jedoch bietet sich durch das entwickelte Verfahren eine weitere Möglichkeit, die Verzer-

rung zu kalibrieren, ohne vorher die restlichen Kameraparameter zu bestimmen.

Alle Ansätze in der Literatur gingen bei der nicht-linearen Optimierung der Kameraparameter von einer Minimierung der kleinsten Fehlerquadrate aus. Im Rahmen dieser Arbeit wurde jedoch gezeigt, dass es Fehlerquellen geben kann, die mit dieser Optimierung zu falschen Ergebnissen führen. Deshalb wurden verschiedene Kostenfunktionen zur Verbesserung der nichtlinearen Optimierung implementiert. Damit konnte der Fehler durch Ausreißer in den Datensätzen im Vergleich zu dem vorgeschlagenen Verfahren der kleinsten Fehlerquadrate gesenkt und die Stabilität der Algorithmen gegenüber Störungen in den Eingabedaten erhöht werden.

Für die Verfahren aus der Literatur waren Grundannahmen für einige der Parameter, wie etwa dem Hauptpunkt oder der effektiven Brennweite, nötig. Im Bestreben die Qualität der Kalibrierergebnisse weiter zu verbessern wurden Verfahren entwickelt, um diese initialen Parameter vorher zu kalibrieren. Es wurde eine Methode zur Kalibrierung des Hauptpunktes implementiert, welche auf Basis von zwei Bildern mit identischen Merkmalen des Kalibrieremusters, aber unterschiedlicher Brennweite, den Hauptpunkt bestimmen kann. Eine vorherige Bestimmung des Hauptpunkts führte dazu, dass der maximale Projektionsfehler im Bild reduziert werden kann.

Im Laufe der Arbeit wurde festgestellt, dass die Algorithmen gute Ergebnisse liefern, solange die getroffenen Grundannahmen exakt erfüllt werden. Es ist jedoch anzumerken, dass die verwendete Hardware in Hinblick auf diese Annahmen von den Herstellern exakt gefertigt wird und dadurch mit den festgelegten Modellen übereinstimmt. Es wäre jedoch wünschenswert, wenn ein Kalibrieralgorithmus verfügbar wäre, der ohne diese Grundannahmen auskäme bzw. diese im Vorfeld auch für die Mikroskopie kalibrierbar macht. Erste Ansätze hierfür wurden mit der Hauptpunktkalibrierung und der linienbasierten Verzerrungskorrektur in dieser Arbeit aufgezeigt.

Weitere mögliche Ansätze finden sich in [EL93] und [XS93]. Dort werden Algorithmen beschrieben, wie anhand der Unschärfe auf Tiefeninformationen geschlossen werden kann. Dies könnte möglicherweise hilfreich zur Kalibrierung der Brennweite eines Mikroskops oder der Verbesserung des Wertes für die Z-Translation sein.

Literaturverzeichnis

- [AF01] AHMED, Moumen ; FARAG, Aly: Non-Metric Calibration of Camera Lens Distortion., IEEE, 2001
- [AFF05] AMMI, Mehdi ; FREMONT, Vincent ; FERREIRA, Antoine: Flexible Microscope Calibration using Virtual Pattern for 3-D Telemicromanipulation. In: *International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, 2005, S. 3888–3894
- [AHR01] AGAPITO, Lourdes ; HAYMAN, E. ; REID, I.: Self-Calibration of Rotating and Zooming Cameras. In: *International Journal of Computer Vision* (2001), S. 107–128
- [AJN] AGARWAL, Anubhav ; JAWAHAR, C.V. ; NARAYANAN, P.J.: A Survey of Planar Homography Estimation Techniques.
- [BAA] BATISTA, Jorge ; ARAUJO, Helder ; ALMEIDA, A.T. de: Iterative Multi-Step Explicit Camera Calibration.
- [BB03] BENDER, Michael ; BRILL, Manfred: *Computergrafik. Ein anwendungsorientiertes Lehrbuch*. Hanser Fachbuchverlag, 2003
- [BCA05] BORGHESE, Alberto N. ; COLOMBO, Franco M. ; ALZATI, Alberto: Computing camera focal length by zooming a single point. In: *Pattern Recognition* (2005), S. 1522–1529
- [BK97] BACAKOGLU, H. ; KAMEL, M.: An Optimized Two-Step Camera Calibration Method. In: *International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, 1997, S. 1347–1353
- [Bro71] BROWN, Duane C.: Close-Range Camera Calibration. In: *Photogrammetric Engineering*, American Society of Photogrammetry, 1971, S. 855–866
- [CMK03] CHUM, Ondrej ; MATAS, Jiri ; KITTLER, Josef: Locally Optimized RANSAC. (2003)

- [CMO04] CHUM, Ondrej ; MATAS, Jiri ; OBDZALEK, Stepan: Enhancing RAN-SAC by Generalized Model Optimization., 2004
- [CR00] CHATTERJEE, Chanchal ; ROYCHOWDHURY, Vwani P.: Algorithms for coplanar camera calibration. In: *Machine Vision and Applications* (2000), S. 84–97
- [Cum01] CUMANI, A.: Simple And Accurate Camera Calibration. (2001)
- [DF01] DEVERNAY, Frederic ; FAUGERAS, Olivier: Straight lines have to be straight. In: *Machine Vision and Applications*, Springer Verlag, 2001, S. 14–24
- [EL93] ENS, John ; LAWRENCE, Peter: An Investigation of Methods for Determining Depth from Focus. In: *Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, IEEE, 1993
- [FB81] FISCHLER, Martin A. ; BOLLES, Robert C.: Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. In: *Communications of the ACM*, 1981, S. 381–396
- [FK] FRAHM, Jan-Michael ; KOCH, Reinhard: Camera Calibration with known Rotation.
- [FP01] FARID, Hany ; POPESCU, Alin C.: Blind Removal of Lens Distortion. In: *Journal of the Optical Society of America*, 2001
- [GWGL06] GAO, Hongwei ; WU, Chengdong ; GAO, Lifu ; LI, Bin: An Improved Two-Stage Camera Calibration Method. In: *Congress on Intelligent Control and Automation*, IEEE, 2006, S. 9514–9519
- [Har97] HARTLEY, Richard I.: In Defense of the Eight-Point Algorithm. In: *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, 1997, S. 580–594
- [Hec05] HECHT, Eugene: *Optik*. 4. Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2005
- [HK07] HARTLEY, Richard ; KANG, Sing B.: Parameter-Free Radial Distortion Correction with Center of Distortion Estimation. In: *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, 2007, S. 1309–1322
- [Hor00] HORN, Berthold K.: Tsai’s camera calibration method revisited. (2000)

- [HS97] HEIKKILA, J. ; SILVEN, O.: A four-step camera calibration procedure with implicit imagecorrection. In: *Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 1997, S. 1106–1112
- [HZ04] HARTLEY, Richard ; ZISSERMAN, Andrew: *Multiple View Geometry in Computer Vision*. 2. Cambridge University Press, 2004
- [LL96] LI, Mengxiang ; LAVEST, Jean-Marc: Some Aspects of Zoom Lens Camera Calibration. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, 1996, S. 1105–1111
- [LS07] LIU, Quan ; SU, Hang: Improvement in Camera Calibration Based on RAC. In: *Intelligent Signal Processing and Communication System*, IEEE, 2007, S. 172–176
- [LT88] LENZ, Reimar K. ; TSAI, Roger Y.: Techniques for Calibration of the Scale Factor and Image Center for High Accuracy 3-D Machine Vision Metrology. In: *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, 1988, S. 713–721
- [LZD06] LUO, HongGen ; ZHU, LiMin ; DING, Han: Camera calibration with coplanar calibration board near parallel to the image plane. In: *Sensors and Actuators*, 2006, S. 480–488
- [McM97] MCMILLIAN, Leonard J.: An Image-Based Approach to Three-Dimensional Computer Graphics. (1997)
- [MH06] MALM, Henrik ; HEYDEN, Anders: Extensions of Plane-Based Calibration to the Case of Translational Motion in a Robot Vision Setting. In: *Transactions on Robotics*, IEEE, 2006, S. 322–335
- [Mic09a] MICROSCOPYU: <http://www.microscopyu.com/articles/digitalimaging/digitalintro.html>, Stand: 25.3.2009, 2009
- [Mic09b] MICROSCOPYU: <http://www.microscopyu.com/articles/optics/cfintro.html>, Stand: 25.3.2009, 2009
- [MMR91] MEER, Peter ; MINTZ, Doron ; ROSENFELD, Azriel: Robust Regression Methods for Computer Vision: A Review. In: *International Journal of Computer Vision*, Kluwer Academic Publishers, 1991, S. 59–70
- [MS96] MILLER, James V. ; STEWART, Charles V.: MUSE: Robust Surface Fitting using Unbiased Scale Estimates. In: *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 1996

- [MW04] MALLON, John ; WHELAN, Paul F.: Precise Radial Un-Distortion of Images. In: *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, IEEE, 2004
- [OGD97] ORTEU, J.J. ; GARRIC, V. ; DEVY, M.: Camera Calibration for 3D Reconstruction: application to the measure of 3D deformations on sheet metal parts. In: *Optics and Vision in Manufacturing*, 1997
- [Pen91] PENNA, Michael A.: Camera Calibration: A Quick and Easy Way to Determine the Scale Factor. In: *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, 1991, S. 1240–1246
- [PM97] PRESCOTT, B. ; MCLEAN, G.F.: Line-Based Correction of Radial Lens Distortion. In: *Graphical Models and Image Processing*, Academic Press, 1997, S. 39–47
- [QGW01] QING, Wu ; GUANGYOU, Xu ; WANG, Lei: A Three-Stage system for Camera Calibration. In: *SPIE Confernce Proceeding: Multispectral Image Processing (2001)*
- [SM99] STURM, Peter F. ; MAYBANK, Stephen J.: On Plane-Based Camera Calibration: A General Algorithm, Singularities, Applications. (1999)
- [TBW03] THORMALEN, Thorsten ; BROSZIO, Hellward ; WASSERMANN, Ingolf: Robust Line-Based Calibration of Lens Distortion from a Single View., University of Hannover, 2003
- [TM93] TORR, P.H.S. ; MURRAY, D.W.: Outlier Detection and Motion Segmentation. In: *Sensor Fusion*, 1993, S. 432–443
- [TMA02] TAPPER, Michael ; MCKERROW, Phillip J. ; ABRANTES, Jo: Problems Encountered in the Implementation of Tsai's Algorithm for Camera Calibration. In: *Australasian Conference on Robotics and Automation*, ARAA, 2002, S. 66–71
- [Tri98] TRIGGS, Bill: Autocalibration from Planar Scenes. (1998)
- [Tsa87] TSAI, Roger Y.: A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Meterology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses. In: *Journal of Robotics and Automation*, IEEE, 1987, S. 323–345
- [TZ96] TORR, P.H.S. ; ZISSERMAN, A.: MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry. (1996)

- [TZ97] TORR, P.H.S. ; ZISSERMAN, A.: Robust parameterization and computation of the trifocal tensor. In: *Image and Vision Computing* Bd. 15, 1997, S. 591–605
- [WCH92] WENG, Juyang ; COHEN, Paul ; HERNIOU, Marc: Camera Calibration with Distortion Models and Accuracy Evaluation. In: *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, 1992, S. 965–981
- [WDK93] WOODS, Andrew ; DOCHERTY, Tom ; KOCH, Rolf: Image Distortions in Stereoscopic Video Systems. In: *Stereoscopic Displays and Applications*, 1993
- [WSZL08] WANG, Jianhu ; SHI, Fanhuai ; ZHANG, Jing ; LIU, Yuncai: A new calibration model of camera lens distortion. In: *Pattern Recognition*, Elsevier, 2008, S. 607–616
- [XS93] XIONG, Yalin ; SHAFER, Steven A.: Depth from Focusing and Defocusing. In: *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 1993
- [Zha98a] ZHANG, Zhengyou: Determining the Epipolar Geometry and its Uncertainty: A Review. In: *International Journal of Computer Vision* Bd. 27, Kluwer Academic Publishers, 1998, S. 161–198
- [Zha98b] ZHANG, Zhengyou: A Flexible Technique for Camera Calibration. In: *Microsoft Research Technical Report* (1998)
- [Zha04] ZHANG, Zhengyou: Camera Calibration with One-Dimensional Objects. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE, 2004, S. 892–899
- [Zha09] ZHANG, Zhengyou: <http://research.microsoft.com/en-us/um/people/zhang>, Stand: 25.3.2009, 2009
- [ZN99] ZHOU, Yu ; NELSON, Bradley J.: Calibration of a parametric model of an optical microscope. In: *Optical Engineering*, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 1999
- [ZRFL95] ZHANG, Z. ; R., Deriche. ; FAUGERAS, O. ; LUONG, Q.-T.: A Robust Technique for Matching Two Uncalibrated Images Through the Recovery of the Unknown Epipolar Geometry. In: *Artificial Intelligence Journal*, 1995, S. 87–119

- [ZW96] ZHUANG, Hanqi ; WU, Wen-Chiang: Camera Calibration with Near-Parallel (ill-Conditioned) Calibration Board Configuration. In: *Transactions on Robotics and Automation*, IEEE, 1996, S. 918–922