

Bewertung geometrischer und radiometrischer Effekte digitaler Flächensensoren in der Bündeltriangulation

Vom Promotionsausschuss des Fachbereichs 4:
Informatik der Universität Koblenz–Landau
zur Verleihung des akademischen Grades
DOKTOR DER NATURWISSENSCHAFTEN (Dr. rer. nat.)
genehmigte Dissertation.

vorgelegt von

Waldemar Kisser

Vorsitz

Promotionsausschuss Prof. Dr. Maria A. Wimmer

Promotionskommission Prof. Dr. Patrick Delfmann

Berichterstatter Prof. Dr.-Ing. Dietrich Paulus

Prof. Dr.-Ing. Frank Boochs, Hochschule Mainz

Prof. Dr.-Ing. Uwe Stilla, Technische Universität München

Datum der Einreichung: 15.01.2018

Datum der wissenschaftlichen Aussprache: 09.07.2018

Koblenz, im November 2018

Kurzfassung

Technologische Fortschritte auf dem Gebiet der integrierten Halbleitertechnik, die unter anderem auch zur gestiegenen Leistungsfähigkeit der Kamerasensoren beitragen, konzentrierten sich bisher primär auf die Schnelligkeit und das Auflösungsvermögen der Sensoren. Die sich ständig verändernde Entwicklung hat jedoch direkte Folgen auf das physikalische Verhalten einer Kamera und damit auch Konsequenzen für die erreichbare geometrische Genauigkeit einer photogrammetrischen 3D-Rekonstruktion. Letztere stand bisher nicht im Fokus der Forschung und ist eine Aufgabe, der sich diese Arbeit im Sinne der Photogrammetrie und Messtechnik stellt. Aktuelle Untersuchungen und Erfahrungen aus industriellen Projekten zeigen in diesem Zusammenhang, dass das geometrisch-physikalische Verhalten digitaler Kameras - für höchste photogrammetrische Ansprüche - noch nicht ausreichend modelliert ist. Direkte Aussagen zur erreichbaren Genauigkeit bei gegebener Hardware erweisen sich daher bislang als unzureichend. Ferner kommt es aufgrund der unpräzisen Modellierung zu Einbußen in der Zuverlässigkeit der erreichten Ergebnisse. Für den Entwickler präziser kamerabasierter Messverfahren folgt daraus, dass zu einer optimalen Schätzung der geometrischen Genauigkeit und damit auch vollständigen Ausschöpfung der Messkamera geeignete mathematische Modelle erforderlich sind, die das geometrisch-physikalische Verhalten bestmöglich beschreiben. Diese Arbeit beschreibt, wie die erreichbare Genauigkeit einer Bündelblockausgleichung, schon a priori mithilfe des EMVA1288-Standards approximiert werden kann. Eine in diesem Zusammenhang wichtige Teilaufgabe ist die Schaffung einer optimalen Messanordnung. Hierzu gehören Untersuchungen der üblicherweise verwendeten Kalibrierkörper und die Beseitigung von systematischen Fehlern vor und nach der Bündelblockausgleichung. Zum Nachweis dieser Systematiken wird eine auf statistischem Lernen basierende Methode beschrieben und untersucht. Erst wenn alle genauigkeitsmindernden Einflüsse berücksichtigt sind, wird der Anteil des Sensors in den Messdaten sichtbar und damit auch mathematisch parametrisierbar. Die Beschreibung des Sensoreinflusses auf die erreichbare Genauigkeit der Bündelblockausgleichung erfolgt in drei Schritten. Der erste Schritt beschreibt den Zusammenhang zwischen ausgewählten EMVA1288-Kennzahlen und der Unsicherheit eines Grauwertes. Der zweite Schritt ist eine Modellierung dieser Grauwertunsicherheit als Zentrumsunsicherheit einer Zielmarke. Zur Beschreibung dieser Unsicherheit innerhalb der Bündelblockausgleichung wird ein stochastisches Modell, basierend auf dem EMVA1288-Standard, vorgeschlagen. Ausgehend vom Rauschen des Zielmarkenmittelpunktes wird im dritten Schritt die Unsicherheit im Objektraum beispielhaft mit Hilfe von physikalisch orientierten Simulationen approximiert. Die Wirkung der vorgeschlagenen Methoden wird anhand von Realkalibrierungen nachgewiesen. Abschließend erfolgt die Diskussion der vorgeschlagenen Methoden und erreichten Ergebnisse sowie ein Ausblick auf kommende Untersuchungen.

Abstract

Current research and technological progress in the semiconductor industry contributes to the increasing performance of modern camera sensors. The principal aim of this development is to provide the highest possible resolution, biggest dynamic range and fastest image transfer. This progress is driven by rapidly changing technologies with a potential impact not only on the physical sensor properties, but also on the geometric accuracy of photogrammetric 3D reconstructions. The latter has not been focused on in investigations yet and is a task, which is pursued in this thesis. Current research and experiences, which are gained in industrial projects, reveal that geometry related physical properties as well as other geometric influences are not sufficiently understood or modelled yet. This may be one reason why statements concerning the achievable accuracy for a specific sensor and lens configuration have only been marginally successful so far. In addition, an insufficient sensor model yields less reliable bundle adjustment results. The conclusion is unequivocal: Developers of precise photogrammetric measurement systems need to evaluate and model the sensor intricacies in order to achieve the highest possible accuracies. This thesis describes how the current prediction models for the achievable bundle adjustment accuracies can be enhanced by using the EMVA1288 standard and its ability to take proper account of the physical sensor properties. To ensure the reliability for such forecasts, it is crucial to satisfy several mandatory conditions. One is to create best possible measurement conditions through the choice between various calibration-bodies and strategies. Another crucial condition to be satisfied is the absence of systematic and gross measurement errors. Here a machine-learning based approach is described, which improves the current available methods to track systematic errors and insufficient least-squares models. All these conditions are conducted to lower the common error sources. The remaining uncertainty, which is caused by the sensor, becomes apparent, parameterizable and easier to study. In this thesis, the sensor influence on the achievable bundle adjustment accuracies is described through three separate steps, as a link between the radiometry and geometry. The initial step in this chain describes the connection of several EMVA1288 parameters to the pixel greyvalue-accuracy. The second step shows the impact of the greyvalue-noise on the target detection algorithms. To describe this accuracy, a stochastic model based on the EMVA1288 is described. Finally, the target noise is connected to the object-space accuracy through physical simulations. As an example, the achievable object-space accuracy is approximated for two common calibration scenarios. The effectiveness of all proposed methods is evaluated through real camera calibrations. The last chapter of this thesis discusses the achieved results and provides an outlook on remaining questions to be addressed in activities within this field.

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.

Mit der Einstellung dieser Arbeit in die Bibliothek bin ich einverstanden.
Der Veröffentlichung dieser Arbeit im Internet stimme ich zu.

ja nein
ja nein

Waldemar Kisser
Koblenz, den 8. November 2018

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	2
Abstract	3
Inhaltsverzeichnis	6
1 Motivation	7
1.1 Thematische Eingrenzung	9
1.2 Wissenschaftlicher Beitrag	10
1.3 Gliederung	11
2 Bestehende Methoden	13
2.1 Fehlerabschätzung der Photogrammetrie	13
2.2 Numerische Simulationen	15
2.3 Physikalisch orientierte Simulationen	17
2.4 Einfluss des Sensors	18
2.4.1 Geometrische Genauigkeit	18
2.4.2 Radiometrische Genauigkeit	20
2.5 Nachweis systematischer Restfehler	23
2.5.1 Visuelle Analysen	23
2.5.2 Einführung zusätzlicher Parameter	25
3 Grundlagen	28
3.1 Methode der kleinsten Quadrate	29
3.1.1 Stochastische Beobachtungen und Parameter	29
3.1.2 Linearisierung des Gauß-Helmert-Modells	30
3.1.3 Lösung der Lagrange-Funktion	31
3.2 3D-Rekonstruktion mit der Bündelblockausgleichung	34
3.2.1 Innere und äußere Genauigkeit	36
3.2.2 Kamerakalibrierung	37
3.2.3 Design-Optimierung	37
3.3 Zusammenhang der Bild- mit der Objektraumgenauigkeit	40
3.4 Kreisförmige Zielmarken	44
3.5 Exzentrizität kreisförmiger Zielmarken	47
3.6 Statistisches Lernen	48
3.6.1 Klassifizierung	49
3.6.2 Growth-Function als Indikator für Modellkomplexität	50
3.6.3 Hoeffding-Ungleichung	50
3.6.4 VC-Ungleichung	51
3.6.5 Support-Vector-Machines	53
3.6.6 Mehr-Klassen-SVM	53
3.6.7 Kernel-Methoden	54
3.6.8 Beispielauswertung der UND-Funktion	56
3.6.9 Vorgehensweise einer praktischen Auswertung	57

<i>INHALTSVERZEICHNIS</i>	6
4 Nachweis von Residuensystematiken	58
4.1 Residuenanalyse durch Klassenbildung	58
4.2 Entstehung der zweidimensionalen Bildresiduen	59
4.3 Auswertung der Kamerakalibrierung	60
4.4 Zusammenfassung	61
5 Simulation systematischer Einflüsse	63
5.1 Punktverteilung ebener und quaderförmiger Kalibrierkörper	63
5.2 Strahlenschnitte bei ebenen Kalibrierkörpern	65
5.3 Ellipsenexzentrizität	67
5.3.1 Angepasster Korrekturansatz	67
5.3.2 Korrekturmodell	68
5.3.3 Ebener Kalibrierkörper	69
5.3.4 Quaderförmiger Kalibrierkörper	71
5.3.5 Korrektur der Exzentrizität in der Realkalibrierung	73
5.3.6 Zusammenfassung	74
6 EMVA1288-Gewichtsmodell	76
6.1 Zielmarken: Schwarz-Weiß oder Weiß-Schwarz	76
6.2 Gewichtsmodell der Beobachtungen	78
6.3 Anwendung in der Realkalibrierung	80
6.4 Zusammenfassung	82
7 Schlussbetrachtung	84
7.1 Zusammenfassung	84
7.2 Ausblick	87
Abkürzungsverzeichnis	90
Formelzeichen	91
Tabellenverzeichnis	94
Abbildungsverzeichnis	97
Literaturverzeichnis	98
Akademischer Lebenslauf	113

Kapitel 1: Motivation

Die optische Messtechnik, insbesondere auch in Bezug auf räumliche Relationen, ist heute ein wichtiger Produktionsfaktor in industriellen Fertigungsprozessen und ein entscheidendes und in seiner Bedeutung ständig weiter steigendes Element für die Qualität und Produktivität in der industriellen Produktion in Deutschland. Grundlage für optische Messverfahren sind dabei meistens digitale Kameras, die infolge der ständigen technologischen Weiterentwicklung mittlerweile auch für Echtzeitanwendungen hochauflösendes Bildmaterial bereitstellen können. Das Einsatzpotenzial digitaler Kameras wächst damit ständig und hat mittlerweile das Feld der präzisen flächenhaften dreidimensionalen Überwachung und Kontrolle relevanter Objektgeometrien erreicht. Dies spielt insbesondere auch in der industriellen Fertigungskontrolle eine große Rolle und wird in naher Zukunft von der aktuell mehrheitlich praktizierten Stichprobenuntersuchung hin zu einer einhundertprozentigen Kontrolle aller produzierten Objekte im jeweiligen Fertigungsprozess führen.

Eine zentrale Grundlage beim Einsatz von digitalen Kamerasystemen für Präzisionsmesszwecke ist die genaue Kenntnis der während der Bildgewinnung herrschenden Randbedingungen und deren mathematische Modellierung. Das von der Kamera aufgenommene Bild repräsentiert die Abbildungsstrahlen und stellt den Messvorgang dar. Die in der Photogrammetrie folgende Verwertung solcher Momentaufnahmen ist in der Regel eine 3D-Rekonstruktion der gewünschten Objektgeometrien. Das dabei vorwiegend verwendete Verfahren ist die Bündelblockausgleichung. Mit deren Hilfe können geometrische Informationen mit ihren Genauigkeiten nach wissenschaftlich etabliertem Schema berechnet werden. Dabei wird zunächst erwartet, dass die aufgenommenen Bilder eine fehlerfreie Repräsentation des zu vermessenden Objektes darstellen. Aufgrund von physikalisch limitierten Herstellungsprozessen und Fertigungsschwankungen der Kamerakomponenten ist dies allerdings nie der Fall. Daher haben sich ständig Entwicklungen mit den Fragen zur Modellierung der inneren Kamerageometrie und deren genauer Kalibrierung befasst. Mit der zunehmenden Vielfalt und Verfügbarkeit verschiedenster Konfigurationen entsteht zunehmend der Wunsch nach Methoden, um erreichbare Genauigkeiten in einer spezifischen Ausgangssituation schon vorab möglichst genau abschätzen zu können, ohne dass hierfür zuvor eine aufwendige Messung durchgeführt wird.

Entsprechend viele Arbeiten existieren zu dieser Thematik, die je nach angenommener Kameraausrüstung und Anwendungsfall zufriedenstellende Voraussagen zur erreichbaren Genauigkeit liefern. Aus solchen Forschungsergebnissen wird allerdings immer deutlich, dass die bisher vorgeschlagenen Lösungen stark limitiert sind. Auch bleibt die Thematik über Dekaden in der photogrammetrischen Fachwelt präsent, da sich mit der Fortentwicklung der Kameratechnik auch immer wieder neue Rahmenbedingungen und Möglichkeiten auftun, die nach neuen Lösungsansätzen verlangen. Dies gilt insbesondere seit Einführung der Halbleitertechnik und den dadurch stetig wachsenden Einsatz optischer Messverfahren in der Industrie.

Die photogrammetrisch erreichbare Objektgenauigkeit hängt von vielen Einflüssen ab. Darunter sind auch äußere Faktoren wie die Anzahl und Anordnung der Bilder. Zu den entscheidenden Faktoren gehört die Anzahl der Beobachtungen eines Objektpunktes, deren Schnittwinkel, die Kamera- und Objektivstabilität sowie der mathematische Modellierungsgrad. Aufwendigere Bildverbände erreichen Relativgenauigkeiten in der Größenordnung von 1:100000 und besser, wobei Bildkoordinatengenauigkeiten von bis zu 1/50 eines Pixels erreicht werden können [FWB05], die je nach genutztem Chip Restabweichungen in der Größenordnung 0,1 Mikrometer und besser entsprechen.

Eine wichtige Komponente im Kontext solcher Untersuchungen ist auch die Schaffung geeigneter Voraussetzungen in der Messanordnung. Angesichts einer Vielzahl möglicher und teilweise voneinander abhängiger Einflussfaktoren muss auf einen geeigneten Messaufbau geachtet werden, damit die wirkenden geometrischen Faktoren auch in den Messdaten sichtbar- und damit parametrisierbar werden und Defekte im Modell nicht als stochastische Komponente zur Steigerung des Messrauschens beitragen. Hierzu zählt neben einer ausreichenden Anzahl von möglichst bildflächig verteilten Bildstrahlen auch eine ausreichende Anzahl an Messbildern in einer dazu passenden Bildanordnung. Ausreichend viele Referenzgeometrien müssen absichern, dass die ermittelten Ergebnisse auch zuverlässig sind. Zur allgemeinen Messanordnung eines Bildverbandes gibt es bereits Empfehlungen aus jahrzehntelangen Forschungsergebnissen, die zum Teil auch als VDI/VDE Normen geregelt sind. Vor allem die in der VDI/VDE 2634 [Ver02] vorgeschlagenen Methoden haben sich in der photogrammetrischen Gemeinde mehrfach bewährt. Daher stellt diese Norm auch einen wesentlichen Rahmen für die in dieser Arbeit verwendeten Methoden dar.

Im Kontext der Voraussagen geometrisch erreichbarer Genauigkeiten ist die Sensor-Radiometrie als geometrisch wirksame Komponente bisher noch wenig untersucht, obwohl es bereits Methoden gibt, um die Radiometrie [YMF⁺96] und das Rauschverhalten [TFEG99] einzelner Sensortypen zu modellieren. Gründe für diesen Mangel können an dieser Stelle nur vermutet werden. Eine naheliegende Erklärung ist, dass es an systematischen Methoden mangelt, die radiometrische Einflüsse des Sensors als geometrische Wirkung im Objektraum darstellen. In der vorliegenden Arbeit wird dieser Zusammenhang deutlich gemacht, wobei auch das dadurch entstehende Genauigkeitspotenzial in die Untersuchungen einfließt. Erschwerend kommt noch hinzu, dass digitale Sensoren nicht statisch und in ihrer Entwicklung sehr volatil sind. Das Wort statisch ist in dem Sinne zu verstehen, dass bei Halbleitern ein Teil der gesammelten elektromagnetischen Energie in Ladungen umgewandelt und aus dem Sensor an den Analog-Digital-Wandler heraus transportiert wird. Dabei spielen verschiedenste Faktoren eine Rolle (Arbeitsprinzip, Quanteneffektivität, Dunkelstrom, elektronische Integration) [BGS⁺09], die auf Bildqualität, Bildrate, Farbechtheit etc. Einfluss nehmen. In diesem Zusammenhang ist es für photogrammetrische Zwecke wünschenswert, einheitliche Methoden zu finden, die sich nicht durch die Vielfalt und rasante Entwicklung digitaler Sensoren beeinträchtigen lassen. Während der Recherche zur Verfügbarkeit bestehender Methoden der Kategorisierung digitaler Sensoren hat sich der European Machine Vision Association 1288 Standard besonders hervorgetan. Die darin beschriebenen Methoden bilden ebenfalls einen wichtigen Baustein dieser Arbeit.

Es gibt noch einen weiteren Grund, weshalb die Recherche zum photogrammetrischen Fehlerhaushalt nicht vor Analysen der Bildsensoren Halt machen darf: Die im Zuge von Kalibrierungen nachweisbaren und mit aktuellen Modellen nicht beschreibbaren Restfehler in Messbildern sind immer noch in vielen Fällen zu systematisch, um akzeptiert zu werden [Boo09]. Bei den dabei durchgeführten statistischen Untersuchungen spielt auch der stetig wachsende Datenstrom eine entscheidende Rolle. Sensoren liefern aufgrund technischer Fortschritte immer größere Datenmengen an den Nutzer, seien es die Auflösung oder zunehmend dichter werdende Punktwolken bei Laserscannern. Dadurch wird zum einen eine höhere Signifikanz während der Schätzung bestimmter Unbekannten erreicht, zum anderen sorgt die Zunahme aber auch dafür, dass neben den klassischen Methoden der Statistik auch neuere Verfahren, wie beispielsweise die des maschinellen Lernens, zuverlässig eingesetzt werden können. Diese sorgen wiederum dafür, dass sich ein weiterer Teil der Auswertungen automatisieren lässt. Die im Kapitel 4 beschriebene Vorgehensweise birgt nicht nur das Potenzi-

al für signifikante Qualitätssteigerungen in Kalibrierprotokollen, sondern auch eine Senkung der - durch die zunehmend automatisierte Auswertung - damit verbundenen Kosten.

Diese Arbeit konzentriert sich vor allem auf radiometrische Fehlereinflüsse des Sensors, da weitere Qualitätssteigerungen in der Modellierung derzeit weniger durch die Untersuchung der Bildverarbeitung oder die zusätzliche Beschreibung der Optik zu erwarten sind als eher durch eine Berücksichtigung radiometrischer Fehler, die sich später im Objektraum äußern. Eine ähnliche Aussage erfolgt in [Luh10a, S. 33]: „Zukünftige Entwicklungen könnten darauf abzielen, die geometrische und radiometrische Kalibrierung von Bildsensoren in einem Modell zu verknüpfen. Dabei kann detaillierter untersucht werden, wie geometrische Abbildung und Farbwerte miteinander korreliert sind und sich ggf. auf die Kalibrierung und 3D-Rekonstruktion auswirken.“ Begründet ist dies in der Maturität der optischen Beschreibung und der Bildverarbeitung innerhalb der Bündelblockausgleichung. Der technische Stand ist mittlerweile soweit, dass die Veränderungen im optischen Aufbau einer Kamera nur aus zwei einzelnen, hintereinander ausgeführten Aufnahmen beschrieben werden können. Ebenso können mittlerweile auch das Lichtspektrum [LHT06, SM06] oder die Instabilität des Objektivs [Maa99] im Verzeichnungsmodell der Bündelblockausgleichung berücksichtigt werden, da der Weg des Lichtes durch die optischen Glieder eines Objektivs von der Wellenlänge und der Stabilität der einzelnen Kamerakomponenten geprägt ist und je nach getroffenen Korrekturmaßnahmen bei der Konzeption des Objektivs spürbare geometrische Wirkungen zu erkennen sind.

1.1 Thematische Eingrenzung

Diese Arbeit bewertet ausschließlich radiometrische Fehler digitaler Flächensensoren und deren Einfluss auf geometrische und statistische Resultate der Kamerakalibrierung mithilfe der Bündelblockausgleichung unter Einbeziehung des EMVA1288-Standards. In allen Untersuchungen sind daher durch optische Komponenten verursachten statistischen Restfehler und mögliche systematische Effekte nicht explizit aufgeführt. Zur Reduktion des optischen Einflusses erfolgt die Kalibrierung nach EMVA1288 ohne Objektiv. Die berechneten Kenngrößen lassen sich aus diesem Grund unabhängig von der Wahl des Objektivs verwenden. Um die Fehler zusätzlich auf ein Minimum zu reduzieren, ist für die in dieser Arbeit beschriebenen Realkalibrierungen (ausgenommen Abschnitt 4.3) ein aus vielen vorhergehenden Kalibrierungen bewährtes 8mm-Objektiv selektiert. Dessen wesentliche Eigenschaften sind eine zum Sensor passende Auflösung, Fixierschrauben für Blendeneinstellung und Fokus, feste Brennweite, geringes Eigengewicht und Länge [HHW06, RZTP⁺09] sowie der erfahrungsgemäß sehr stabile Aufbau und dadurch zuverlässig bestimmbare Parameter der inneren Orientierung. Ein Einfluss der chromatischen Aberration [LHT06] auf die Objektgeometrie ist durch den Einsatz eines Farbfilters auf ein Minimum reduziert. Zur Vermeidung eines Rolling-Shutter-Effekts [AAALM06, RL17] von CMOS-Sensoren erfolgen alle Aufnahmen mit einem Stativ, wobei auch der Objektraum stets unbeweglich bleibt. Diese Konfiguration sorgt dafür, dass die in der Bündelblockausgleichung erreichte Genauigkeit hauptsächlich durch den Sensor limitiert ist.

1.2 Wissenschaftlicher Beitrag

Diese Arbeit liefert wissenschaftliche Beiträge zu den folgenden Themen und Fragestellungen:

1. Korrektur der Ellipsen-Exzentrizität im Kontext von Kamerakalibrierungen.
2. Analyse von Bildresiduen mit Verfahren des maschinellen Lernens im Kontext von Kamera-
kalibrierungen.
3. Genauigkeitsabschätzung von Bündelblockausgleichungen mithilfe des EMVA1288-Standards.

Teile der Ergebnisse sind bereits als begutachtete Artikel in Fachzeitschriften publiziert oder als Vorträge vor Fachpublikum während Konferenzen gehalten. Das erste Themengebiet wurde zunächst als Beitrag zu den Oldenburger 3D-Tagen in der Session „Kamerakalibrierung“ eingereicht, akzeptiert und vor einem breiten Fachpublikum vorgetragen. Es befasste sich mit dem Einfluss der Zielmarkenexzentrizität während der Kamerakalibrierung in Kombination mit ebenen und quaderförmigen Kalibrierkörpern. Die Untersuchungen wiesen den Exzentrizitätseinfluss auf die Bildmessung, Objekt- und Kamerageometrie anhand numerischer Simulationen und einer Realkalibrierung nach. Es stellte sich heraus, dass eine vernachlässigte Exzentrizitätskorrektur einen Objektraumfehler von 15-30ppm birgt und daher zur Erreichung höchster Genauigkeiten zwingend berücksichtigt werden muss [MTBP15a]. Weiterführende Forschung in diesem Themengebiet wurde auf der SPIE Optical Metrology-Konferenz im Themengebiet „Videometrics, Range Imaging and Applications“ vor internationalem Publikum vorgestellt. Diese befasste sich mit der Möglichkeit, ein zufällig verteiltes und großes Zielmarkenmuster in der Kalibrierebene zu erzeugen, um den Einfluss der Exzentrizitätsfehler schon vorab zu reduzieren oder deutlicher hervorzuheben [MTBP15b]. Gleichzeitig wurde auch auf das verwendete Korrekturmodell eingegangen.

Die Arbeiten des zweiten Themengebietes bestehen ebenfalls aus zwei Teilen und ergaben sich aus den Fragestellungen der vorhergehenden Forschungsergebnisse. Der erste Teil wurde als Beitrag zu den Oldenburger 3D-Tagen eingereicht, akzeptiert und im Themengebiet „Kalibrierung, Messunsicherheit“ vorgetragen. Der Kern dieser Untersuchungen konzentrierte sich auf die Entwicklung einer auf maschinellem Lernen basierenden Methode, die es gestattet verbleibende Restsystematiken in den Residuen einer Bündelblockausgleichung zu finden und eventuell zu korrigieren. Beides wurde im ausgewerteten Datensatz erreicht. Der gewählte Schätzer erreichte bei der Reproduktion des Residuenmusters mit $\approx 55\%$ eine deutlich günstigere Übereinstimmung gegenüber einem Zufallsschätzer mit $\approx 17\%$. Ferner konnte das berechnete Machine-Learning-Modell durch eine diskrete Korrektur die Präzision der Objektkoordinaten von $\approx 170\mu\text{m}$ auf $\approx 75\mu\text{m}$ sowie die Genauigkeit der Strecken von $\approx 70\mu\text{m}$ auf $\approx 36\mu\text{m}$ erhöhen [MBP16]. Nachdem der Mehrwert dieses Verfahrens für die Photogrammetrie praktisch nachgewiesen wurde, konzentrierte sich der zweite Beitrag mehr auf die dahinterstehenden theoretischen Aspekte und eine von der Photogrammetrie losgelöste Methode, um Residuensystematiken nachzuweisen [KBP17a].

Teile des dritten Forschungsgebietes sind als begutachteter Artikel in der Zeitschrift GIS.Science veröffentlicht. Die Thematik ergab sich als logische Konsequenz, nachdem die größten systematischen Einflüsse in den Datensätzen berücksichtigt wurden. Nach Festlegung der in Abschnitt 1.1

beschriebenen Eingrenzung bestehen die verbleibenden Fehler hauptsächlich aus den Fertigungsungenauigkeiten und der Summe verschiedener Rauschquellen der verwendeten Sensoren. Insbesondere die Poisson-Verteilung sorgt dann dafür, dass unterschiedliche Zielmarkendesigns teils große Differenzen in ihren Signal-Rausch-Verhältnissen haben. Untersuchungen hierzu ergaben, dass sich dies direkt in der Genauigkeit der Zielmarkenmittelpunkte ausdrückt. So war die Genauigkeit der schwarzen Kreise auf weißem Hintergrund mit $\approx 1/10\text{px}$ deutlich geringer als die der weißen Kreise auf schwarzem Hintergrund mit $\approx 1/20\text{px}$. Solche Genauigkeitsunterschiede müssen zwingend während der Parameterschätzung berücksichtigt werden. Aus diesem Grund wurde im Zuge dieses Artikels auch ein Gewichtsmodell für die Bündelblockausgleichung vorgeschlagen [KBP17b]. Untersuchungen dieses Gewichtsmodells an einem Beispieldatensatz zeigten den erwarteten Effekt einer Histogrammverschiebung in den mittleren Punktfehlern der teilnehmenden Koordinaten. Daher sollte die Berücksichtigung des Signal-Rausch-Verhältnisses dann erfolgen, wenn höchste Genauigkeiten angestrebt sind.

1.3 Gliederung

Die Idee einer Vorabschätzung erreichbarer Genauigkeiten ist so alt wie die Vermessung selbst, da Messkampagnen im Verhältnis zu Simulationen in der Regel mit höheren Kosten verbunden sind. Die Beschreibung dieser weitverbreiteten Methoden reduziert sich daher auf Details, die vor allem für die später benötigte, geometrische und radiometrische Genauigkeit des Sensors relevant sind. Hierzu schafft Kapitel 2 zunächst einen Überblick über die derzeit in der Photogrammetrie verwendeten Modelle und deren Ursprünge. Diese bestehen zunächst hauptsächlich aus Näherungsformeln, die aus Geometrieverhältnissen hergeleitet sind. Danach folgt ein Beispiel einer Kleinste-Quadrate (KQ) Simulation, mit der die erwarteten Genauigkeiten auch probabilistisch begründet werden können. Aufgrund aufwendiger Geometrie- und Sichtverhältnisse sind die zuvor beschriebenen Methoden meist nicht ausreichend, um zuverlässige Genauigkeitsangaben machen zu können. Unter diesen Umständen erzielt eine physikalisch orientierte Ray-Tracing-Simulation der Bündelblockausgleichung (BBA) genauere Vorhersagen. Den Abschluss dieses Kapitels bildet der aktuelle Stand zum Einfluss des Sensors auf erreichbare Ergebnisse der BBA. Hierbei wird neben der geometrischen Komponente vor allem auf die in dieser Arbeit priorisierten radiometrischen Eigenschaften eingegangen.

Nach dem Überblick beschreibt Kapitel 3 die zum Nachvollziehen dieser Arbeit benötigten Grundlagen und Methoden. Hierzu werden zunächst als mathematische Basis aller Berechnungen die KQ-Methode und die Projektionsgleichungen der BBA erläutert. Dabei wird im Besonderen auf die Lösung der Matrixgleichungen mithilfe der Lagrange-Methode eingegangen. Danach wird der zunächst weitgehend allgemein verwendete Begriff der „Genauigkeit“ im Lichte der BBA spezifisch definiert. In diesem Zusammenhang wird in der photogrammetrischen Literatur oftmals zunächst zwischen der inneren und äußeren Genauigkeit unterschieden. Mit der BBA kann eine Vielzahl an Parametern berechnet werden. Meist wird jedoch die KQ-Schätzung modifiziert, um vor allem die Genauigkeit der Objektbeschreibung zu favorisieren. Danach werden die in dieser Arbeit verwendeten und in der Photogrammetrie bevorzugten kreisförmigen Zielmarken beschrieben. Deren Verwendung und die abschließende Genauigkeitsbetrachtung ergeben jedoch nur dann Sinn, wenn der Datensatz frei von systematischen und groben Fehlern ist. Bei den zuvor beschriebenen Kreiszielmarken kann die Zielmarken-, Ellipsen- oder Abbildungsexzentrizität (EE) jedoch einen

dominanten systematischen Fehleranteil bilden, der vor der endgültigen Auswertung unbedingt behoben werden muss. Weitere systematische Einflüsse können sich vielfältig und in verschiedenen Mustern und Kennzahlen äußern. Solche Muster können unter bestimmten Bedingungen auch mithilfe von maschineller Lernverfahren gefunden werden. Abschließend erfolgt die Beschreibung des Zusammenhangs zwischen dem bildseitigen Rauschanteil und der erreichbaren Genauigkeit im Objektraum.

Basierend auf den Grundlagen findet sich in den Kapiteln 4, 5 und 6 der wissenschaftliche Beitrag dieser Arbeit. Zunächst werden die Rahmenbedingungen geschaffen, die es ermöglichen, die Genauigkeit des Sensors zu untersuchen. Hierzu gehört die Untersuchung zur Punktverteilung und Strahlenschnittgeometrie der verwendeten Kalibrierkörper. Danach folgt eine umfassende Untersuchung und angepasste Korrektur der **EE** in Kombination mit ebenen und quaderförmigen Kalibrierkörpern. Das dabei verfolgte Ziel ist die vollständige Dokumentation einer nicht korrigierten **EE**. Nach Korrektur erfolgt die Untersuchung des Zielmarkendesigns. Im European Machine Vision Association 1288 (**EMVA1288**) Standard ist das Photon die zentral betrachtete Komponente. Die Relevanz dieser Betrachtung ist in dieser Arbeit anhand einer realen Untersuchung nahegelegt, in der die erreichbaren Genauigkeiten schwarzer und weißer Kreiszielmarken gegenübergestellt sind. Diese Untersuchung macht deutlich, dass Zielmarken unterschiedlich genau sind und deren Genauigkeiten daher auch in der **KQ**-Schätzung der **BBA** berücksichtigt werden müssen. Dies ist mit einem angepassten **EMVA1288**-Gewichtsmodell der Beobachtungen realisiert und anhand einer praktischen Kalibrierung untersucht. Nach einer Ausgleichung mit optimalen Gewichten kann es immer noch zu systematischen Fehlern im Bildraum kommen. Der Grund hierfür kann unter anderem noch ein unzureichend modellierter geometrischer Fehlereinfluss sein. Ein automatisierbarer Nachweis solcher Restsystematiken erfolgt mithilfe von statistischen Lernmethoden. Deren praktischer Nutzen ist ebenfalls an einer realen Kalibrierung vorgeführt. Abschließend erfolgt eine zusammenfassende Betrachtung der in dieser Arbeit beschriebenen Methoden und Einzelergebnisse in einem gemeinsamen Kontext.

Kapitel 2: Bestehende Methoden

In vielen Bereichen spielt die präzise Objektdokumentation mit flächenhaften Bildsensoren eine zentrale Rolle. Das verwendete Aufnahmeverfahren und die Instrumente sind dann an besondere Anforderungen angepasst. Zu diesen gehört auch die geometrische Genauigkeit. Photogrammetrische Verfahren nutzen Bildaufnahmen, um daraus ein dreidimensionales Modell des Objektes abzuleiten, wobei die Parameter mit Hilfe der [BBA](#) optimiert werden. Die 3D-Rekonstruktion eines Objektes mithilfe von Aufnahmen ist ein mehrstufiger Prozess, dessen Einzelschritte in der folgenden Auflistung zusammengefasst sind:

1. Beschaffung der Hardware
2. Planung der Aufnahmestandpunkte
3. Signalisierung des Objektraumes
 - (a) Natürliche Signalisierung
 - (b) Signalisierung mittels photogrammetrischer Zielmarken
4. Aufnahmeprozess
5. Berechnung der [BBA](#)
6. Berechnung der 3D-Koordinaten
7. Aufbereitung der Ergebnisse

Diese Prozesskette macht deutlich, dass Angaben zur erreichten Genauigkeit erst nach der Ergebnisaufbereitung möglich sind. In diesem Zusammenhang stellt sich oft die Frage, ob solche Genauigkeitsangaben auch ohne die kosten-verursachenden Schritte (1-4) verlässlich geschätzt werden können. Dieses Kapitel beschreibt die derzeit verfügbaren Methoden und deren Ursprünge. Dabei gibt es vor allem drei unterschiedliche Ansätze. Der erste Ansatz ist bereits wissenschaftlich sehr tiefgreifend untersucht. Er beruht auf Erfahrungswerten und rein mathematischer Betrachtung der Zweibild-Auswertung, aus denen die im nächsten Abschnitt beschriebenen Näherungsformeln hergeleitet sind. Der zweite Ansatz ist eine simulierte [KQ](#)-Schätzung. Hierfür wird das Gleichungssystem mit allen a priori bekannten Werten aufgestellt und gelöst. Die Lösung liefert unter anderem auch die benötigten statistischen Kennzahlen. Der dritte Schritt verfeinert vorhergehende Methoden, indem das [KQ](#)-Verfahren zusätzlich durch eine physikalische Modellierung unterstützt wird.

2.1 Fehlerabschätzung der Photogrammetrie

Zu den in der Photogrammetrie wohl am weitesten verbreiteten Schätzmethode gehören die Näherungsformeln des Normalfalls (Stereonormalfall), vgl. [[Col72](#), [Kra04](#), S. 29ff.]. Diese sind aus einer besonders oft benutzten Aufnahmekonstellation hergeleitet. [Abbildung 2.1](#) zeigt hierzu ein Beispiel. Es handelt sich um zwei Aufnahmen, deren Orientierungsvektoren parallel verlaufen. Mit der Methode der Parallaxenverschiebung [[BS48](#), S. 208ff.] lassen sich in dieser Konfiguration die

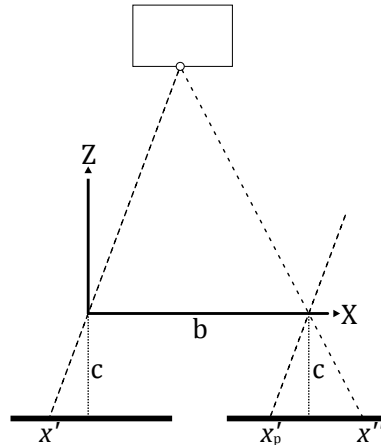


Abbildung 2.1: Geometrische Abbildung des Normalfalls. Quelle: [Kra04, S. 30]

Modellkoordinaten aus den Bildmessungen x', y' der ersten und x'' der zweiten Aufnahme berechnen. Hierzu wird zunächst die Position der ersten Aufnahme in den Ursprung eines lokalen Modellkoordinatensystems gelegt, so dass:

$$X'_0 = Y'_0 = Z'_0 = 0 \quad (2.1)$$

Aufgrund des parallelen Verlaufs gilt außerdem für die Orientierungswinkel:

$$\omega' = \phi' = \kappa' = \omega'' = \phi'' = \kappa'' = 0 \quad (2.2)$$

Aus dem Abstand beider Aufnahmen b (Basis) folgt für das zweite Bild:

$$X''_0 = b, Y''_0 = Z''_0 = 0. \quad (2.3)$$

Die Modellkoordinaten X, Y, Z des Punktes P lassen sich in dieser Konfiguration mithilfe des Strahlensatzes berechnen:

$$-Z = \frac{bc_k}{x' - x''} \quad (2.4)$$

$$X = -Z \frac{x'}{c_k} \quad (2.5)$$

$$Y = -Z \frac{y'}{c_k} \quad (2.6)$$

Wird nun die Brennweite c_k samt Aufnahmebasis b als fehlerfrei angenommen, so ergeben sich für einen in der Bildmitte liegenden Punkt die Genauigkeiten der Modellkoordinaten gemäß Gauß'scher Fehlerfortpflanzung zu:

$$\sigma_Z = \frac{Z}{c_k} \frac{Z}{b} \sigma_{\Delta x} \quad (2.7)$$

$$\sigma_X = \sqrt{\left(\frac{x'}{c_k} \sigma_Z\right)^2 + \left(\frac{Z}{c_k} \sigma_x\right)^2} \quad (2.8)$$

$$\sigma_Y = \sqrt{\left(\frac{y'}{c_k} \sigma_Z\right)^2 + \left(\frac{Z}{c_k} \sigma_y\right)^2} \quad (2.9)$$

In diesen Gleichungen werden die Quotienten Z/c_k in der einschlägigen Literatur oft auch als Bildmaßstabszahl m_b und b/Z als Basisverhältnis bezeichnet. Deren Einfluss auf insgesamt erreichbare Genauigkeiten belegt Kraus durch das folgende Zahlenbeispiel, das aus seinem Buch entnommen wurde:

- Bildkoordinaten $x', y' = 50\text{mm} \pm 7\mu\text{m}$
- Parallaxenmessgenauigkeit $\sigma_{\Delta x} = \pm 5\mu\text{m} \approx 7\mu\text{m}/\sqrt{2}$
- Brennweite $c_k = 150\text{mm}$

Tabelle 2.1: Punktgenauigkeit in Abhängigkeit von der Bildmaßstabszahl und Basisverhältnis. Quelle: [Kra04, S. 31]

m_b	$b/Z=1:1$		$b/Z=1:3$		$b/Z=1:10$		$b/Z=1:20$	
	σ_{XY}	σ_Z	σ_{XY}	σ_Z	σ_{XY}	σ_Z	σ_{XY}	σ_Z
50 000	0.36	0.25	0.43	0.75	0.90	2.50	1.70	5 m
10 000	0.72	0.50	0.86	1.50	1.81	5.00	3.41	10 dm
1 000	0.72	0.50	0.86	1.50	1.81	5.00	3.41	10 cm
100	0.72	0.50	0.86	1.50	1.81	5.00	3.41	10.00 mm
25	0.18	0.13	0.22	0.38	0.45	1.25	0.85	2.50 mm

Aus diesem Zahlenbeispiel, der Wertetabelle 2.1 und den Gleichungen 2.7, 2.8, 2.9 leitet Kraus die „Genauigkeitsgesetze der Photogrammetrie“ ab und schlägt die nachfolgend aufgelisteten „groben Genauigkeitsabschätzungen“ vor:

$$\sigma_Z \approx m_b \frac{Z}{b} \sigma_{xy} \tag{2.10}$$

$$\sigma_X \approx \sigma_Y = m_b \sigma_{xy} \tag{2.11}$$

Eine Verallgemeinerung für beliebig innerhalb des Sensors liegende Punkte beschreibt [GGM⁺30, S. 29ff.]. In diesem Zusammenhang werden die für die geometrische Stabilität wichtigsten Bildstellen auch Gruber-Lagen oder Gruber-Punkte genannt [GGM⁺30, S. 36 Abb. 2]. Vergleichbare Formeln werden auch in [SA76, S. 234 ff.] diskutiert. In dieser Arbeit und in den darin zitierten Quellen erfolgt die Verwendung solcher Gleichungen, um die Standardabweichungen der Objektkoordinaten mit den Standardabweichungen der Bildmessungen, durch wenige Parameter zu verknüpfen. Eine explizite Verwendung solcher Näherungsgleichungen im Zusammenhang mit Genauigkeitsvoraussagen ist z. B. auch in [Sol71] dokumentiert, wobei es dem Autor jedoch primär um die Wirtschaftlichkeit eines photogrammetrischen Bildverbandes geht. Ein empirischer Vergleich ist auch in [SA76, S. 234 ff.] dokumentiert. Dabei weichen die Voraussagen auch unter günstigen Verhältnissen in der Regel um Faktor 2 ab.

2.2 Numerische Simulationen

Die Idee der Simulation geodätischer Netze mit vorab bekannten Informationen ist so alt wie die Vermessung selbst [Sch22]. Auch Helmert widmet in seinem Standardwerk zur Ausgleichungsrech-

nung der „Ökonomie der Beobachtungen“ ein ganzes Kapitel [Hel72, S. 548 ff.]. Grund hierfür ist der bereits erwähnte Personal- und Geräteaufwand. Um den Messaufwand zu reduzieren, werden Netzskizzen vorab erstellt [Kö84]. Nachfolgend wird das Netz so optimiert, dass die vorgegebene Genauigkeit und Zuverlässigkeit mit möglichst wenigen Messungen realisiert werden kann. Zum heutigen Stand der Technik sind Simulationen vor allem bei großen und aufwendigen Projekten unverzichtbar. Ein vorbildliches Beispiel ist in diesem Zusammenhang der Gotthard-Basistunnel (Länge: 57km). Hierzu schreibt [HRS96]: „Ein wesentliches Kriterium bei der Vergabe des Vermesungsmandates durch die SBB war der Nachweis, dass mit der vorgeschlagenen technischen Lösung, die geforderte Genauigkeit für alle Durchschläge - $\pm 10\text{cm}$ quer zur Tunnelachse - erreicht werden kann. Dieser Nachweis wurde durch eine Simulationsrechnung erbracht, die sich auf verschiedenen Modellannahmen abstützt.“

In Abbildung 2.2 ist beispielhaft ein geplantes Streckennetz skizziert. Ziel ist es aus den geplanten Instrumentenstandpunkten A, B, C samt den dadurch erwarteten Distanzmessungen $\overline{BD}, \overline{AD}, \overline{CD}$ den mittleren Punktfehler des angezielten Punktes D mithilfe einer KQ-Schätzung vorauszusagen, vergleiche hierzu [Mik76, S. 219]. Daraus lässt sich das nun folgende Gauß-Markov-KQ-Gleichungssystem erstellen:

$$\mathbf{X} = [x \ y]^T \tag{2.12}$$

$$\mathbf{X}_0 = [10\text{m} \ 10\text{m}]^T \tag{2.13}$$

$$\mathbf{L} = [\overline{BD} \ \overline{CD} \ \overline{AD}]^T \tag{2.14}$$

$$\mathbf{L}_0 = [10\text{m} \ 10\text{m} \ \sqrt{2} \cdot 10\text{m}]^T \tag{2.15}$$

$$\mathbf{l} = [0.01 \ -0.01 \ 0.02786]^T \tag{2.16}$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ \sqrt{1/2} & \sqrt{1/2} \end{bmatrix} \tag{2.17}$$

$$\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}} = \begin{bmatrix} 3/4 & -1/4 \\ -1/4 & 3/4 \end{bmatrix} \tag{2.18}$$

$$\mathbf{x} = [0.01985 \ -0.00015]^T \tag{2.19}$$

$$\hat{\mathbf{X}} = [9.99985 \ 10.01985]^T \tag{2.20}$$

$$\|\hat{\sigma}_{\mathbf{x}}\| \approx 2\text{cm} \tag{2.21}$$

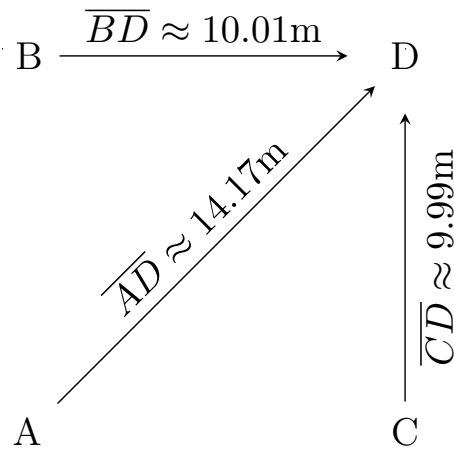


Abbildung 2.2: Messungen in einem Streckennetz als schematische Skizze. Quelle: [Mik76, S. 219]

Nach Aufstellung und Inversion der Blockmatrix 3.39 erfolgt die Berechnung des mittleren Punktfehlers mithilfe der Matrix $\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}}$ und der Gleichung 3.41. In diesem Beispiel beträgt $\|\hat{\sigma}_{\mathbf{x}}\| \approx 2\text{cm}$. Im nächsten Schritt können weitere Zuverlässigkeitsmaße (Konfidenzellipsen, Redundanzanteile usw.) [Baa68, Pop76] berechnet und mit den Projektvorgaben verglichen werden. Bei Bedarf lässt sich hierdurch die Zeit für übermäßig redundant gemessene Punkte einsparen oder zuvor schlecht kontrollierte Punkte mit zusätzlichen Beobachtungen sichern. Eine Genauigkeitsuntersuchung der BBA mithilfe einer KQ-Schätzung ist in der photogrammetrischen Literatur hinreichend oft durchgeführt und dokumentiert. Beispielhaft seien hier die Arbeiten von [Hei67, Ack67, Wol68, Ack68, Sol69, Ebn72] und [Kra04, S. 305] sowie die darin zitierten Quellen genannt. Diese nennen im Zuge

ihrer Untersuchungen für den Luftbildfall in der Regel grobe Richtwerte ähnlich der nachfolgenden Auflistung:

$$\sigma_{XY} = \pm 3 \cdot \mu\text{m} \cdot m_b \quad (2.22)$$

$$\sigma_Z = \pm 0.03\% \text{ der Aufnahmeentfernung (NW}^1\text{- WW)} \quad (2.23)$$

$$= \pm 0.04\% \text{ der Aufnahmeentfernung (ÜWW)} \quad (2.24)$$

Ähnliche Abschätzungen wurden von Herstellern für Stereosysteme im Nahbereich durchgeführt und finden sich auch zum derzeitigen Zeitpunkt in den Gerätespezifikationen. Durch die stark gestiegene Rechenleistung moderner Prozessoren können nun auch sehr viele BBA Ergebnisse in vertretbarer Zeit mit noch feinerer Modellierung simuliert werden [Fra82], wobei der Trend hin zu Monte-Carlo-Methoden [Has04] geht. Eine sehr ausführliche Beschreibung verschiedenster Ansätze zur „theoretische(n) Genauigkeitsuntersuchung photogrammetrischer Blöcke“ mithilfe der KQ-Methode ist in [SA76, S. 256 ff.] und den darin zitierten Quellen dokumentiert. Die Auswertung bisheriger Ergebnisse ergab jedoch, dass solche Simulationen oftmals um das 3 bis 5-fache [SA76, S. 266] sowie [Sol71, Rag03, DGT⁺13, REH⁺16] von den empirisch nachgewiesenen Genauigkeiten abweichen. Eine Reduktion dieser Abweichung kann durch physikalisch orientierte BBA-Simulationen erreicht werden. Diese ist im nachfolgenden Abschnitt erläutert.

2.3 Physikalisch orientierte Simulationen

Physikalisch orientierte Simulationen einer 3D-Rekonstruktion werden vor allem dann durchgeführt, wenn der photogrammetrische Verband zwingend komplexe Eigenschaften zu berücksichtigen hat. Hierzu gehören unterschiedliche Objektive, Zielmarkentypen, Sensoren, Abschattungen, große Maßstabsunterschiede sowie zeitliche und räumliche Limitierung.

Jede dieser Vorgaben bringt wiederum ihre eigenen Nebenbedingungen mit sich. Maßstabsunterschiede haben in Kombination mit den verwendeten Objektiven und Sensoren Anforderungen an die Größe der Zielmarken. Neben ihrer Anzahl müssen Zielmarken auch so angeordnet sein, dass während der Messung alle Aufnahmen genügend dieser Zielmarken erfassen und diese im Bildraum aller Aufnahmen großflächig verteilt sind. Jede einzelne Nebenbedingung verursacht wiederum Kosten. Ziel ist es, das Verfahren so zu optimieren, dass die vom Projektpartner festgelegte Genauigkeit mit minimalem Kosten- und Zeitaufwand erreicht wird.

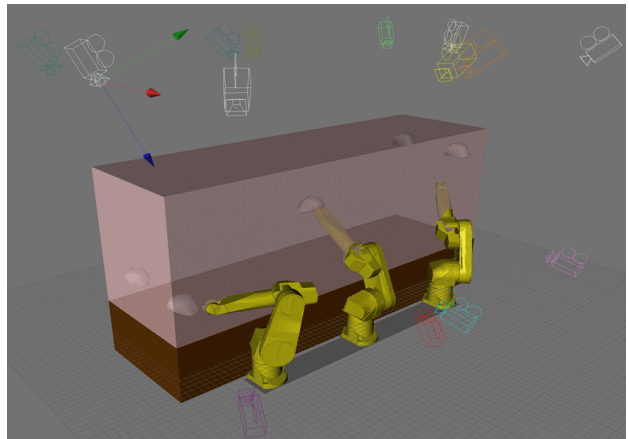


Abbildung 2.3: Modellierung des Bildverbandes.

Abbildung 2.3 zeigt hierzu ein Beispiel. Es handelt sich um einen Roboterarm, dessen Bewegung im Raum mit photogrammetrischen Verfahren verfolgt werden soll, wobei Zeit und Genauigkeit

¹NW: Normalwinkel, WW: Weitwinkel, ÜWW: Überweitwinkel.

vorgegeben sind, vergleiche auch [AIC17]. Bei solchen Aufgabestellungen liefern Näherungsformeln und reguläre KQ-Simulationen erfahrungsgemäß ebenfalls unzureichende Voraussagen. Deutlich bessere Ergebnisse lassen sich dagegen mithilfe von Ray-Tracing-Methoden [PL06, BÖS11] erreichen. Hierbei wird die Gesamtsituation zunächst als CAD-Modell nachgebaut. Die Vorgehensweise ist bei nahezu allen Anwendungen gleich.

Zuerst werden, wie in Abbildung 2.4 gezeigt, die einzelnen Zielmarkentypen (hier: kodiert und unkodiert) aus geometrischen Primitiven modelliert und separat gespeichert. Bei Verwendung von Kreiszielmarken ist dies besonders einfach. Diese können dann in beliebig vielen Projekten binnen Sekunden mit wenigen Mausklicks vervielfältigt werden. Die CAD-Modelle der Roboter können oftmals direkt beim Hersteller angefragt oder auf deren Webpräsenz heruntergeladen werden. Ist das Messvolumen festgelegt und der Roboter darin als zeitabhängige Trajektorie positioniert, folgen die Anordnung und die Konfiguration der Kameras sowie aller Zielmarken. Die Berücksichtigung der Sichtverhältnisse erfolgt dann im Renderingprozess, dessen Resultat ein Digitalbild ist. Vor dem Einsatz des Raytracingverfahrens sollte zunächst jedoch eine Untersuchung durchgeführt werden, die das Grauwertrauschen der eingesetzten Methode abschätzt. Danach kann die Gesamtheit aller gerenderten Bilder mit klassischen Verfahren der BBA auf die erreichbare Genauigkeit des Verbandes untersucht werden. Dies geschieht mit den im vorhergehenden Abschnitt beschriebenen Methoden. Eine zusätzliche Erweiterung kann durch eine Modellierung des Sensoreinflusses erfolgen. Hierzu wird zunächst auf dessen Einfluss in der BBA eingegangen.

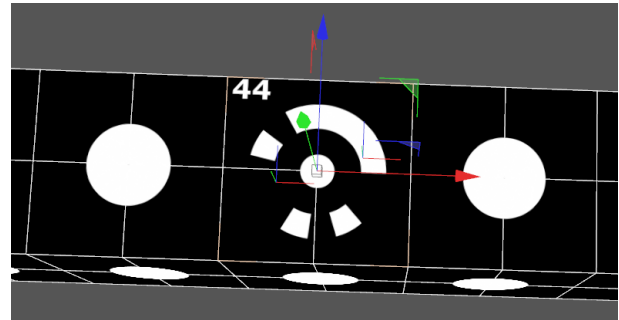


Abbildung 2.4: Modellierung der Zielmarken.

2.4 Einfluss des Sensors

Nachdem die BBA sich als die zentrale Methode in der Photogrammetrie etabliert hat, kam es in der Vergangenheit immer wieder zu Untersuchungen, in wie weit der Kamerasensor selbst neben der Optik auch die maximal erreichbare Genauigkeit limitieren könnte. Prinzipiell kann während dieser Untersuchungen zwischen Radiometrie und Geometrie unterschieden werden.

2.4.1 Geometrische Genauigkeit

Als geometrische Genauigkeit eines Sensors wird in der Literatur vor allem die gleichmäßige Positionierung und die Ebenlagigkeit aller Sensorelemente bezeichnet [Atk96]. Beide Eigenschaften werden in der Grundform der Kollinearitätsgleichungen 3.43, 3.44 nicht berücksichtigt. In der Praxis ist die geometrische Genauigkeit durch den lithographischen Prozess limitiert. Angaben zur geometrischen Genauigkeit sind bisher in technischen Datenblättern rar. Nur wenige Hersteller geben hierzu Auskunft und - wenn doch - nur für ausgewählte Modelle. Frühe Forschungsergebnisse nennen zum Abstand der Sensorelemente eine theoretisch erwartete Fertigungsungenauigkeit

von etwa 1/60 bis 1/100px [PBJP87]. Diese Angabe konnte damals auch mehrmals nachgewiesen werden [HPST85, CBA86, HPS⁺87].

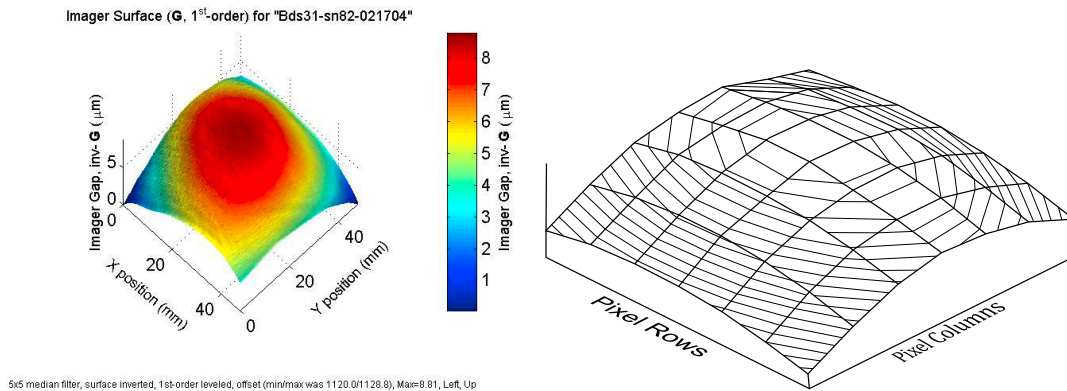


Abbildung 2.5: Links: Abweichung der Sensorfläche von der Ebene. Quelle: TRUESENSE IMAGING, Inc. Rechts: Korrektur eines Sensors mit 36 FEM-Maschen [LC97].

Dagegen ist ein typischer Wert für die Ebenheitsabweichung mit etwa $10\mu\text{m}$ [TRU15] viel kritischer. Abbildung 2.5-links zeigt hierzu beispielhaft die Ebenheitsanalyse eines Sensors mit deutlich erkennbarer Oberflächenwölbung. In [Atk96] wird daher richtigerweise angemerkt, dass „Fehler dieser Größenordnung einen signifikanten Einfluss auf die BBA haben“², wenn sie nicht durch die Parameter der inneren Orientierung kompensiert werden. Eine Kompensation lässt sich allerdings nicht pauschalisieren und muss immer als Einzelfall behandelt werden. Das in Abbildung 2.5-links gezeigte Muster ist radialsymmetrisch und lässt sich aus diesem Grund durch Koeffizienten der radialsymmetrischen Verzerrung, die Kamerakonstante selbst und teilweise den Versatz in der Kameraposition kompensieren. Derzeit ist es auch nicht gelungen, einen Konsens für die Frage zu finden, in-wie-weit sich geometrische Sensorfehler in den Ergebnissen der BBA äußern.

Um diesen Einfluss nachzuweisen, beschreibt [FS95] eine umfangreiche Messkampagne. Trotz hoher Redundanz, zwei Sensoren (Kodak DSC 200/420) und drei Objektiven (15, 20, 28mm) ist es nicht gelungen, signifikante Parameter für die Ebenheitsabweichung nachzuweisen. Derzeitiger photogrammetrischer Stand der Technik zur Analyse der Sensorgeometrie ist die Finite-Elemente-Methode (FEM). Deren Ursprünge liegen in der „topographischen“ Oberflächenmodellierung analoger Filme. Gemäß [Fra87] - wie er wiederholt feststellen musste - war es zur damaligen Zeit „der wahrscheinlich am stärksten limitierende Faktor der erreichbaren Genauigkeit.“³ In [Mun86] wird die Sensorfläche erstmals in finite Teilflächen unterteilt, um innerhalb dieser einen Versatz in der Brennweite zu schätzen. Das

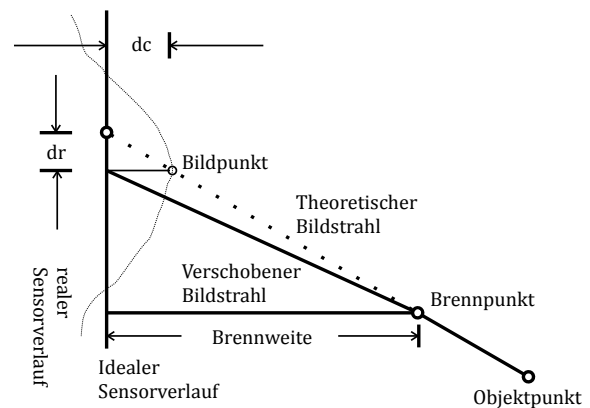


Abbildung 2.6: Versatz der Brennweite (dc) und des Bildradius (dr) durch Unebenheiten in der Sensorfläche [LC97].

²Originalzitat: „Flatness errors of this order of magnitude are certainly significant ...“

³Originalzitat: „... film unflatness does remain as perhaps the major factor limiting photogrammetric accuracy ...“

Korrekturprinzip kann gemäß [LC97] wie in den Abbildungen 2.5-rechts und 2.6 dargestellt werden. Durch den unflachen Verlauf des Sensors entsteht ein Höhenversatz (dc) welcher wiederum für nicht-Nadirpunkte zum unterschiedlichen Versatz im Bildradius (dr) führt. In [TL00] ist die FEM-Methode nochmals verfeinert. Innerhalb jeder Masche wird eine an [Kra00] angelehnte lineare Interpolation durchgeführt. Zusätzlich erfolgt in jedem Knotenpunkt die Einführung von zwei Krümmungsbedingungen. Diese gestatten eine Separation des „... Signals- vom Rauschanteil“.

2.4.2 Radiometrische Genauigkeit

Neben der geometrischen ist die radiometrische Genauigkeit ein weiteres Merkmal, um den Sensor zu beschreiben. Diese ist für die angestrebten Genauigkeitsvoraussagen von zentraler Bedeutung und wird mithilfe des EMVA1288-Standards [Eur10] sowie der darin vorgeschlagenen Kennzahlen quantifiziert. Ziel dieses Standards ist, einheitliche Methoden und Parameter zu definieren, die der Beschreibung und Charakterisierung von Bildsensoren dienen. Eine hardwareferne Betrachtung (Abstraktion) mit dem EMVA1288-Standard bietet sich an, da es in der Fertigung von Kamerasensoren viele verschiedene Technologien (z. B. CCD, CMOS, Bayer-Muster, Mikro-Linsen, ...) gibt. Auch handelt es sich um vergleichbar schnell ändernde Komponenten, die durch die Hersteller oft nicht bis ins Detail offengelegt sind. Zusätzlich bedarf die physikalische Natur des Lichtes, die durch den Welle-Teilchen-Dualismus beschrieben wird, ebenfalls einer Abstraktion, da derzeit noch keine lückenlose Betrachtung des auf die Sensorfläche auftreffenden Photons bis hin zum Grauwert samt aller auf die Genauigkeit wirkenden Einflüsse möglich ist.

Bevor jedoch auf die radiometrische Genauigkeit eingegangen wird, ist es wichtig, zunächst das Datenformat, dessen radiometrische Limitierung und den damit auf die Genauigkeit wirkenden Einfluss zu betrachten. Danach folgt die Beschreibung eines einzelnen Sensorelementes im EMVA1288-Kameramodell und dessen Beitrag zum Grauertrauschen. Abschließend erfolgt der Übergang in die Fläche und dem damit verbundenen Fehler.

Datenformat

Moderne CMOS-Sensoren besitzen einen dynamischen Umfang von 12 und mehr Bit je Pixel, wobei die Tendenz steigend ist. Gleichzeitig steigt auch die Auflösung. Beide Eigenschaften verursachen Engpässe in der Übertragung, Speicherung und Verarbeitung der zunehmend wachsenden Rohdaten des Sensors (RAW). Zu deren Reduktion erfolgt der Einsatz komprimierender Speicherformate wie JPEG, PNG und TIFF. Wird ein Bild verlustbehaftet komprimiert, so kommt es zwangsläufig zur Änderung in den RAW-Daten und damit auch in den Grauwerten, die zur Bestimmung der Zielmarkenmittelpunkte gebraucht werden. Eine Untersuchung, wie sich ein vom Hersteller (verlustbehaftet) gespeichertes Bild zum RAW-Bild unterscheidet und welchen Einfluss dies auf die Genauigkeit der BBA hat, erfolgt in [SFC12]. Der verwendete RGB-Sensor besitzt ein Bayer-Muster, das neben der Komprimierung des Speicherformates auch einen Einfluss auf die erreichbare Genauigkeit hatte. Die Verwendung des RAW-Formates resultiert in einer bis zu 30 % Genauigkeitssteigerung gegenüber JPEG. Auch [RZTP⁺09] konnten einen Gewinn von 5 bis 10 % nachweisen. In einer ähnlichen Untersuchung stellten [RLJ16] jedoch fest, dass die erzielten Unterschiede auch stark von der Konfiguration abhängen.

Zusammenfassend kann festgestellt werden, dass photogrammetrische Projekte mit höchsten Genauigkeitsansprüchen die Verwendung von verlustbehafteten Formaten meiden sollten. Bestehen dennoch Einschränkungen, die eine Datenreduktion notwendig machen, so sollte deren Einfluss zwingend untersucht werden. Auch herstellerspezifische Einstellungen, die sich auf gespeicherte Grauwerte auswirken (z. B. Interpolation defekter Sensorelemente), sollten für photogrammetrische Anwendungen deaktiviert werden.

EMVA1288-Sensorelement

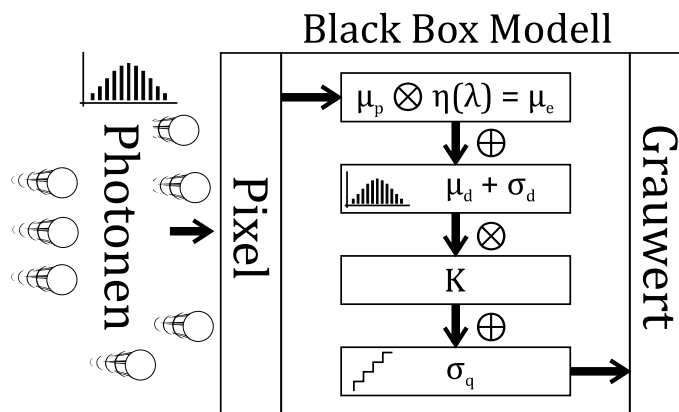


Abbildung 2.7: Blackbox Kameramodell nach EMVA1288. Quelle: [Die04]

Abbildung 2.7 fasst das mathematische Modell eines einzelnen EMVA1288-Sensorelementes zusammen [Die04]. Während der Aufnahmezeit erreichen ihn n_p Photonen. Der Photonenfluss ist physikalisch bedingt nicht regelmäßig, sondern stochastisch. Gemäß [Sal91, Sch18, S. 403 ff.] entspricht das Muster einer Poisson-Verteilung mit dem über die Aufnahmezeit berechneten Wert μ_p , so dass:

$$n_p \sim P(\mu_p) \quad (2.25)$$

$$\sigma_p^2 = \mu_p \quad (2.26)$$

Perfekte Sensorelemente wandeln jedes Photon in ein Elektron. Dieses wird ohne Verlust vom perfekten Analog-Digital-Wandler durchgehend linear in einen Grauwert konvertiert. Jedes Elektron inkrementiert während der Aufnahmezeit den Grauwert eines Sensorelementes um +1. So lässt sich die gezählte Photonenzahl aller Sensorelemente 1 zu 1 in einer Matrix als Grauwertbild speichern. In der Praxis gibt es jedoch keine perfekten Sensorelemente. Einen guten Überblick über die in wissenschaftlichen Anwendungen verwendeten Sensoren und deren Eigenschaften bietet [Jan01]. Jedes einfallende Photon wird in Abhängigkeit von seiner Wellenlänge λ und den physikalischen Sensoreigenschaften mit der Wahrscheinlichkeit η (Quantenausbeute) in ein Elektron umgewandelt. Der Umwandlungsprozess ist auch nicht durchgehend linear, sondern abhängig vom Sättigungsgrad und Kapazität. Daraus lassen sich folgende Zusammenhänge bilden:

$$\mu_e = \sigma_e^2 = \eta(\lambda) n_p = \eta(\lambda) \sigma_p^2 \quad (2.27)$$

Elektronen werden in der Signalverarbeitung in einem (angenommen) linearen Prozess in Grauwerte konvertiert. Damit ist der Analog-Digital-Wandler ebenfalls eine potenzielle Fehlerquelle. Es bedarf

auch Strom, um den Sensor zu steuern. Leckströme und die Umgebungstemperatur sorgen dafür, dass sich der ganze Kamerakörper erwärmt. Die so aus der Wärme erzeugten Elektronen μ_d sind näherungsweise normalverteilt [Tia00, AFZP14] und „wandern“ innerhalb der Kamera. Auf ihrem Weg können sie auch Sensorelemente erreichen. In der Verarbeitungskette lassen sich Wärme-Elektronen nicht von Licht-Elektronen trennen und gehen somit vollständig samt ihrem Rauschen σ_d , in die Gesamtsumme der verwertbaren Elektronen ein. Meist werden sie noch mit einer internen Verstärkung K multipliziert, auf die der Nutzer keinen Einfluss hat. K muss vor allem dann näher betrachtet werden, wenn der Analog-Digital-Wandler über eine höhere Auflösung verfügt als der Datentyp, der an den Nutzer geliefert wird, z. B. beim 10 Bit Analog-Digital-Wandler und einem 8 Bit Integer Bild. Ein weiterer Nutzen ergibt sich, wenn die Verstärkung vor einer Rauschquelle erfolgen kann und somit das Verhältnis zwischen Signal und Rauschen günstiger wird. Im letzten Schritt - der Quantisierung - wird das analoge Signal in digitale Werte umgewandelt. Der hierbei entstehende Verlust von $\sigma_q^2 = 1/12$ [Wid56, WKL96, Wid08, Eur10, S. 57] Grauwerten ist durch den mittlerweile hohen dynamischen Umfang der Digitalsensoren vernachlässigbar. Damit lässt sich das funktionale und stochastische Modell eines einzelnen Grauwertes μ_g und seiner Varianz σ_g^2 nach EMVA1288 wie folgt definieren [Jä16]:

$$\mu_g = \mu_d + K\eta(\lambda)\mu_p \quad (2.28)$$

$$\sigma_g^2 = K^2\sigma_d^2 + \sigma_q^2 + K(\mu_g - \mu_d) \quad (2.29)$$

EMVA1288-Sensorfläche

Bisher wurde jedes Sensorelement ohne eine Nachbarschaftsbeziehung nur für sich betrachtet. Ein perfekt gefertigter Flächensensor besitzt gleichgroße Pixelabstände in einem rechteckigen Muster. Alle Sensorelemente liegen in einer Ebene und sind unabhängig von ihren Nachbarn. Auch für die Fläche gilt, dass sie nicht perfekt gefertigt werden kann. Zunächst ist μ_d temperaturabhängig und kann zudem noch zwischen einzelnen Sensorelementen mit einem konstanten sowie stochastischen Anteil variieren. Diese Eigenschaft wird im EMVA1288-Standard als Dark Signal Non-Uniformity (DSNU) bezeichnet.

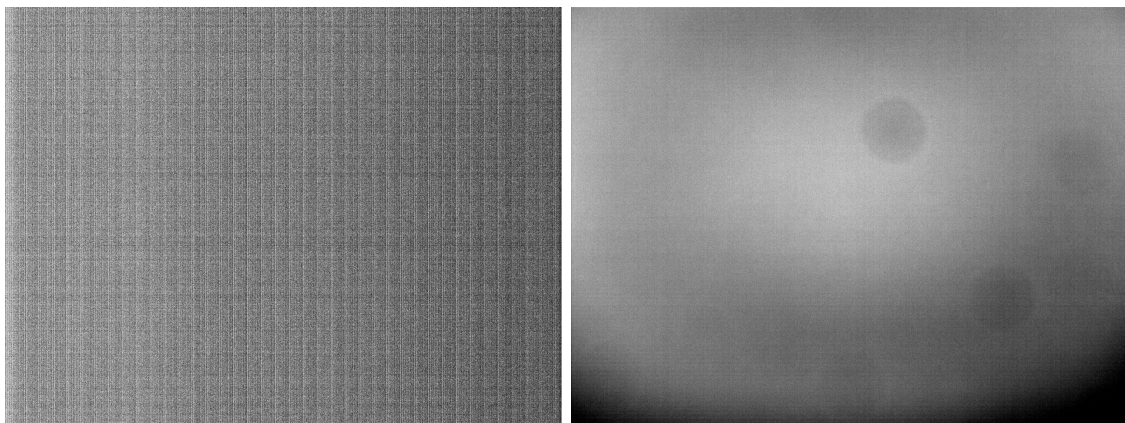


Abbildung 2.8: Links: Kontrastverstärktes Dunkelbild. Rechts: Relative Sensitivität einzelner Sensorelemente.

Abbildung 2.8 zeigt beispielhaft ein kontrastverstärktes Dunkelbild eines untersuchten Sensors. Hierbei ist das für CMOS-Sensoren typische Vertikalstreifenmuster zu sehen. Die bereits erwähnten Fertigungsschwankungen sorgen auch dafür, dass jedes Sensorelement auch eine Wellenlängen- und Sättigungsgrad abhängige Sensitivität gegenüber Photonen besitzt. Diese Eigenschaft wird als Photon Response Non-Uniformity (PRNU) bezeichnet. Der rechte Teil der Abbildung visualisiert die PRNU des zuvor genannten Sensors für die Wellenlänge 543nm. Es ist deutlich zu erkennen, dass der untere Sensorbereich weniger sensitiv ist als dessen Mitte. Während der Kalibrierung werden auch etwaige Staubpartikel [Jä05, S. 269-271] und Verunreinigungen der Sensorfläche sichtbar. Die Abweichung liegt für diesen Sensor und diese Wellenlänge bei etwa 2 % des Grauwertbereichs. Durch Berücksichtigung der räumlichen Varianz entsteht das noch genauer modellierte räumlich-stochastische Rauschmodell eines Grauwerts g [Jä16].

$$\sigma_{g,\text{total},i}^2 = \sigma_d^2 + \sigma_q^2/K^2 + \eta(\lambda) \mu_p + DSNU^2 + PRNU(\eta(\lambda) \mu_p)^2 \quad (2.30)$$

2.5 Nachweis systematischer Restfehler

Dieser Abschnitt beschreibt derzeit verfügbare Methoden zum Nachweis systematischer Restfehler in BBA-Ergebnissen. Dieser Begriff ist mit Absicht allgemein gewählt, da theoretisch jede Messung und jeder Parameter systematisch fehlerbehaftet sein können. Grundsätzlich sind dennoch vor allem zwei Fälle zu unterscheiden. Zum einen können die Bildmessungen der Zielpunkte über eine systematische Fehlerkomponente verfügen. Als Beispiel sei die in Abschnitten 3.5, 5.3 beschriebene Zielmarken-, Ellipsen- oder Abbildungsexzentrizität (EE) genannt. Ein signifikanter Nachweis solcher Fehler gelingt nur dann, wenn diese sich als Muster im Ergebnisprotokoll äußern. Dies ist z. B. bei EE nicht zwingend der Fall, da hier die Widersprüche in den Messungen überwiegend durch das mathematische Modell kompensiert sind. Liegen keine Kontrollmessungen mit übergeordneter Genauigkeit vor, so lässt sich der EE-Einfluss nicht immer nachweisen, auch nicht mit Kontrollmaßstäben. Der zweite Fall ist ebenfalls eine unzureichende mathematische Modellierung, die nicht alle Feinheiten der verwendeten Konfiguration berücksichtigt. Dieses Mal entstehen jedoch systematische Restfehler im Ergebnisprotokoll. Ein Beispiel hierzu ist in Kapitel 4 beschrieben. Der Nachweis des zweiten Falls erfolgt in der Nahbereichsphotogrammetrie bisher hauptsächlich durch visuelle Kontrollen, Data-Snooping nach [Baa68, Pop76] oder das Hinzuschalten zusätzlicher Parameter. In [Luh10a, S. 68 ff., 111 ff.] bietet sich ein Überblick zu beiden Optionen in Kombination mit Ergebnissen der BBA.

2.5.1 Visuelle Analysen

Eine Möglichkeit, visuell nach Mustern in Residuen zu suchen, ist deren Darstellung in einem Histogramm (Abbildung 2.9). Blau entspricht den Verbesserungen der X-Achse, Orange der Y-Achse. Im Idealfall sollten beide Histogramme nahezu deckungsgleich sein und die Form einer Gauß-Glocke besitzen [Hal64], [Böh65]. Auch sollten deren Zentren, nahezu bei null liegen. Eine außergewöhnliche Verteilung könnte in dieser Darstellung auf systematische Fehler hinweisen.

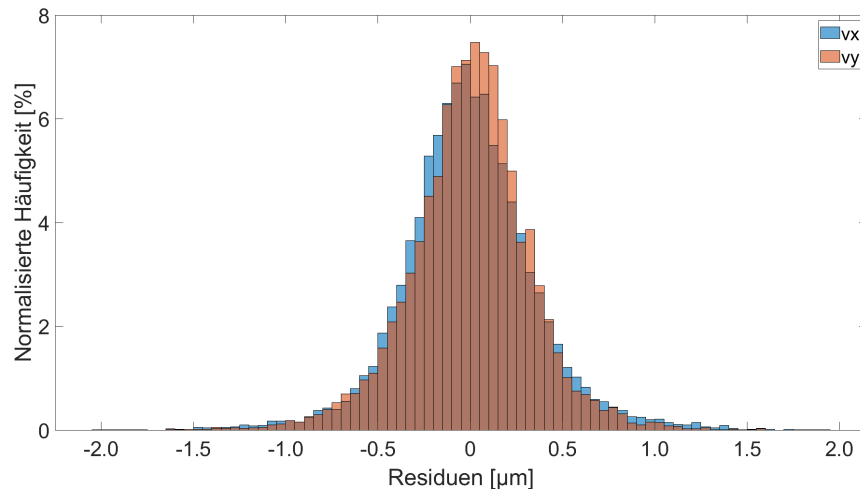


Abbildung 2.9: Teiltransparente Darstellung der ausgeglichenen Residuen als Histogramm.

Des Weiteren ist es auch üblich, die Residuen-Norm in Abhängigkeit von ihrem Abstand zum Bildhauptpunkt darzustellen. Dabei wird der Trend mit einem gleitenden Mittelwert oder anderen Filterverfahren hervorgehoben. Ein Beispiel hierzu zeigt [Abbildung 2.10](#). Im Falle unzureichender Verzeichnungsmodellierung kommt es am Bildrand zu signifikanten Steigerungen der Residuen. Ein weiterer Grund für dieses Verhalten könnte eine unzureichende Verteilung der Bildmessungen sein. Details hierzu sind in [Kapitel 5.1](#) beschrieben.

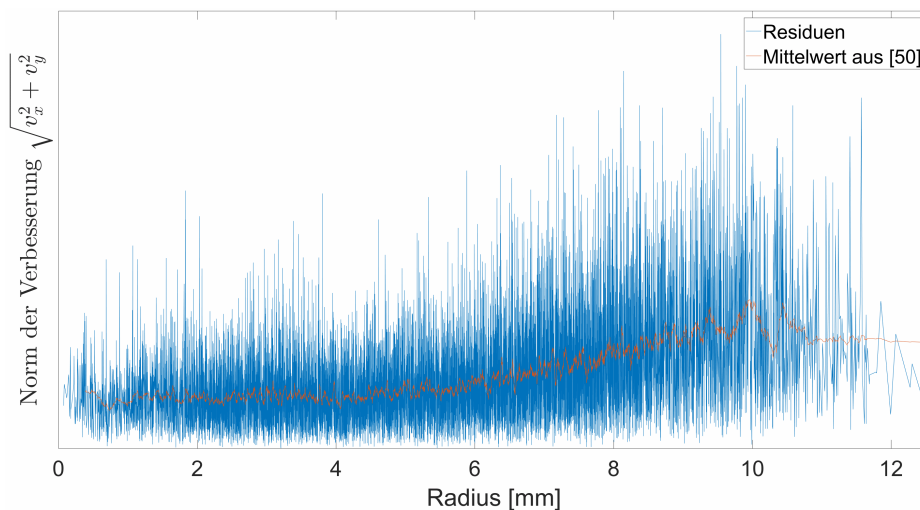


Abbildung 2.10: Darstellung der ausgeglichenen Residuenbeträge als Funktion des Abstandes zum Bildhauptpunkt.

Neben den Residuen können auch die Konfidenzhyperellipsoide auf verbleibende Restfehler hindeuten. [Abbildung 2.11](#) zeigt hierzu eine Darstellung der Ergebnisse nach BBA. Es handelt sich um die Ausgabe aus einer interaktiven Anwendung. Die Visualisierung der Objektkoordinaten und Kamerapositionen erfolgt dabei als skalierte Konfidenzhyperellipsoide, die aus der Varianz-Kovarianzmatrix der ausgeglichenen Unbekannten $\mathbf{Q}_{\hat{x}}$ bestimmt sind. Der Nutzer kann sich durch

das Messvolumen bewegen und dabei die Ausrichtung einzelner Ellipsoide betrachten. Um Positionen mit einer geringeren Qualität hervorzuheben, erfolgt zusätzlich auch eine Farbkodierung mit der Norm aller Halbachsen.

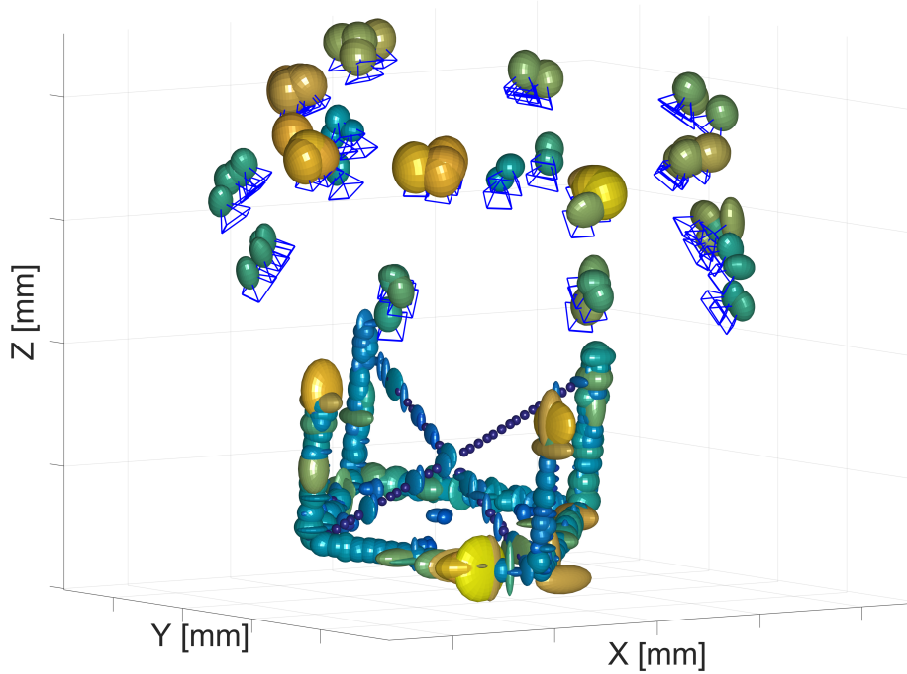


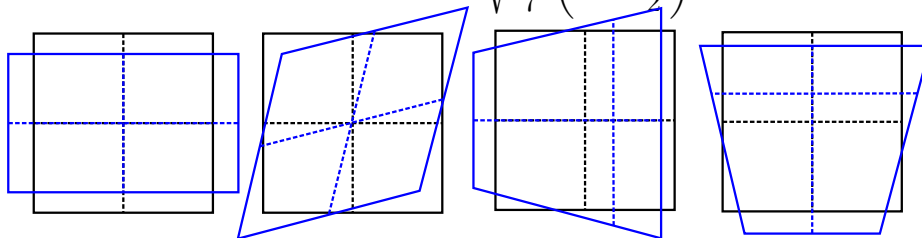
Abbildung 2.11: Darstellung der skalierten Konfidenzhyperellipsoide des Gesamtverbandes.

2.5.2 Einführung zusätzlicher Parameter

Der Nachweis und die Kompensation verbleibender Restfehler können aber auch mithilfe zusätzlicher Parameter innerhalb der BBA erfolgen. In einer praktischen Vorgehensweise erfolgt ein mehrmaliger Wechsel zwischen ganzen Parametersätzen sowie durch Hinzu- oder Herausnahme [ES74] einzelner Parameter. Ziel ist es, unter Einhaltung einiger statistisch begründeter Nebenbedingungen [Wol50, Mar57], eine noch höhere Genauigkeit im Ausgleichsprotokoll zu erreichen. Die Wirkung der zusätzlichen Parameter innerhalb der inneren Orientierung lässt sich gemäß [Str88] wie in Abbildung 2.12 interpretieren.

$$\Delta x = a_1 + a_3x - a_4y + a_5xy - a_6\sqrt{\frac{10}{7}}\left(x^2 - \frac{b^2}{2}\right) \quad (2.31)$$

$$\Delta y = a_2 + a_3y - a_4x + a_5\sqrt{\frac{10}{7}}\left(y^2 - \frac{b^2}{2}\right) - a_6xy \quad (2.32)$$



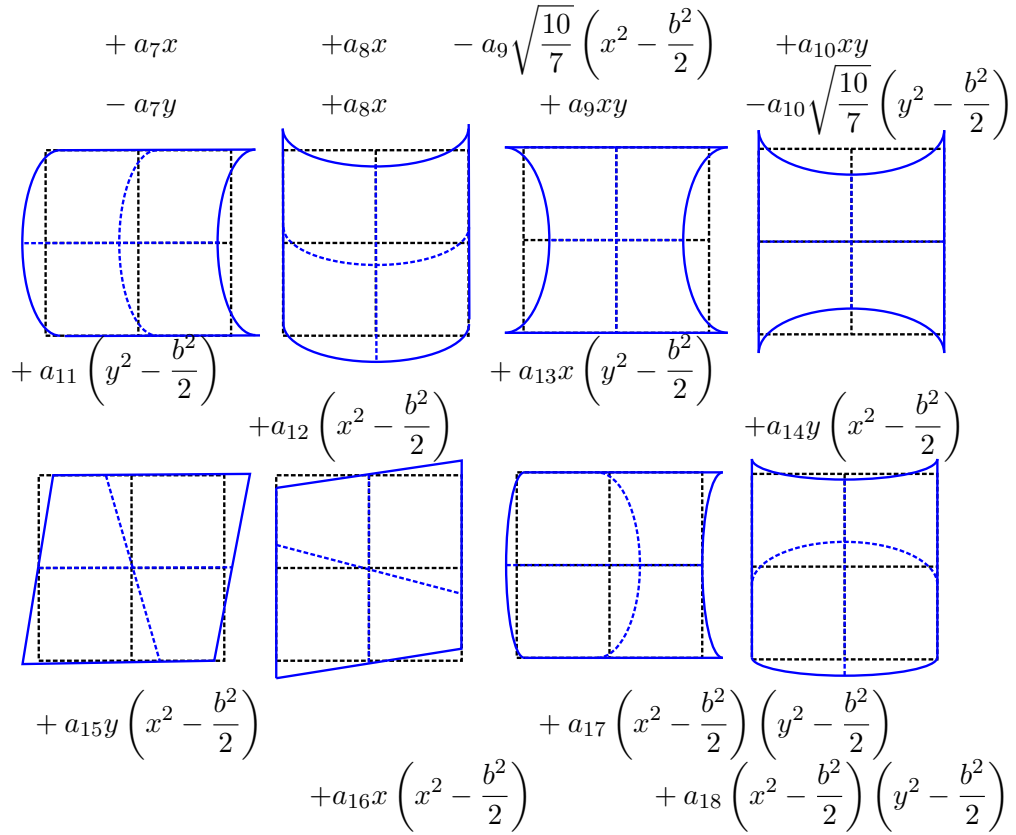


Abbildung 2.12: Zusätzliche Deformationsparameter im Bildraum und deren Wirkung. Quelle:[Str88]

Jeder zusätzliche Parameter deformiert das Bild. Idealerweise sind die Parameter mithilfe der Funktionstheorie so konstruiert, dass deren gegenseitige Abhängigkeit möglichst gering ist. In [Bau43, S. 184 ff.], [Wol52, Wer58, Tan13] ist nahegelegt, dass sich hierfür unter anderem Legendre-, Fourier- und andere Orthogonalpolynome eignen. Ein Nachteil solcher Verfahren ist, dass die zusätzlich eingeführten Parameter zur Überanpassung führen können, ohne dass sich dies sichtbar negativ im Ausgleichsprotokoll auswirkt. Wirksame Kontrollen können daher nur mit Referenzmaßen erfolgen, die mit übergeordneter Genauigkeit bestimmt sind.

Bildvariante Orientierung

Zu den am häufigsten verwendeten bildvarianten Parametern gehört die variable Hauptpunktlage und Brennweite nach [Maa99], [TL00]. Dabei werden die Kollinearitätsgleichungen 3.43 und 3.44 so angepasst,

$$x_i + v_{x,i} = x_0 + \Delta_{x,j} - (c_k + \Delta_{c,j}) \frac{r_{11,j}(X_i - X_{0,j}) + \dots}{r_{13,j}(X_i - X_{0,j}) + \dots} + \Delta x_k \quad (2.33)$$

$$y_i + v_{y,i} = y_0 + \Delta_{y,j} - (c_k + \Delta_{c,j}) \frac{r_{12,j}(X_i - X_{0,j}) + \dots}{r_{13,j}(X_i - X_{0,j}) + \dots} + \Delta y_k \quad (2.34)$$

das jede Aufnahme $j \in \{1, \dots, \text{Anzahl Bilder}\}$ einen eigenen Versatz im Bildhauptpunkt $x_0 + \Delta_{x,j}$, $y_0 + \Delta_{y,j}$ und der Kamerakonstante $c_k + \Delta_{c,j}$ besitzt. Diese Vorgehensweise eignet sich vor allem dann, wenn davon auszugehen ist, dass die Strahlgeometrie sich mit jeder Aufnahme leicht verändert. Als mögliche Ursache sind oft bewegliche Teile im Objektiv oder Sensor genannt.

Entfernungsabhängige Verzeichnung

Die meisten Parameter zur Beschreibung der Verzeichnung gehen davon aus, dass alle Punkte in der Objektebene parallel zur dazu gehörenden Bildebene liegen [FR92]. Dies ist in der Praxis nur selten realisierbar. Gemäß [Dol97] kommt es daher vor allem im Nahbereich zu systematischen Restfehlern, die sich ähnlich wie die Radialverzeichnung über eine Polynominterpolation korrigieren lassen.

$$\Delta r_{\text{entf}} = \frac{D_1 r (r^2 - r_0^2) + D_2 r (r^4 - r_0^4) + D_3 r (r^6 - r_0^6)}{r_{13,j} (X_i - X_{0,j}) + r_{23,j} (Y_i - Y_{0,j}) + r_{33,j} (Z_i - Z_{0,j})} \quad (2.35)$$

$$\Delta x_{i,\text{entf}} = x_i \frac{\Delta r_{\text{entf}}}{\sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2}} \quad (2.36)$$

$$\Delta y_{i,\text{entf}} = y_i \frac{\Delta r_{\text{entf}}}{\sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2}} \quad (2.37)$$

Dieser Ansatz berechnet, wie schon die Radialverzeichnung zur Korrektur der Bildmessung, einen Versatz im Bildradius Δr_{entf} .

Kapitel 3: Grundlagen

In der Photogrammetrie werden verschiedene Verfahren miteinander kombiniert um aus den Farb- und Geometrieinformationen der Messbilder, Geometrieinformationen im Objektraum abzuleiten. Ziel dieses Kapitels ist es daher einen Überblick über die in dieser Arbeit eingesetzten Techniken zu verschaffen.

Die Berechnung ausgeglichener Parameter geschieht in photogrammetrischen Fachbüchern überwiegend mithilfe von Norm-Schätzern. Die bekannteste Variante ist die L_2 -Norm, die auch als Methode der kleinsten Quadrate (KQ) bezeichnet wird. Etabliert hat sich dieses Verfahren aufgrund der quadratischen Form und der daraus resultierenden dünn besetzten, symmetrischen und positiv definiten Blockmatrizen. Alle drei Eigenschaften sorgen dafür, dass die Gleichungssysteme sich aufgrund vergleichbar geringer Komplexität effizienter lösen lassen. Eine weitere positive Eigenschaft ist, dass die L_2 -Norm zur Klasse der konvexen Optimierung gehört. Damit konvergiert eine korrekt gestellte Aufgabe mit hinreichend guten Näherungswerten zwangsläufig zum globalen Minimum. In den ersten Abschnitten dieses Kapitels werden die KQ-Gleichungen hergeleitet, die in späteren Kapiteln als Ausgleichungskern der Bündelblock- und der Ellipsenausgleichung ihre Verwendung finden.

Mit diesen Grundlagen lässt sich die BBA in den darauf folgenden Abschnitten in Form von geometrischen Zielfunktionen herleiten, deren Parameter mit KQ optimal bestimmt werden. Dabei wird vor allem auf den Begriff der Genauigkeit eingegangen und im Verlauf festgestellt, dass die Grundform der KQ-Methode alle Parameter gleich priorisiert. Angewandt auf die BBA bedeutet dies, dass sich die Genauigkeit zunächst vermittelnd im Messvolumen verteilt. In vielen Projekten spielt jedoch nur die Objektgeometrie oder einzelne Objektkoordinaten eine Rolle, weshalb der Fokus mittels Design-Optimierung auf die benötigten Objektkoordinaten gelegt wird, während die Kamerapositionen in der Schätzung nur eine untergeordnete Rolle spielen.

Nachdem die wichtigsten Aspekte der BBA erläutert sind, beschreiben weiterführende Abschnitte den in dieser Thesis verwendeten Zielmarkttyp. Dies ist die physikalische Verknüpfung zwischen Bild- und Objektraum. Daraus entsteht auch dessen essentieller Einfluss auf die maximal erreichbare Genauigkeit innerhalb der BBA. Der Fokus wird hier ausschließlich auf kreisförmige Zielmarken gelegt, da diese eine simple Geometrie besitzen und sich in Messbildern vergleichbar genau und robust detektieren lassen.

Das kreisförmige Design ist allerdings nicht frei von Nachteilen, z. B. Druckfehler oder Ebenheitsabweichungen der Oberfläche. Daher beinhaltet die Abbildung des Objektraums schon a priori genauigkeitsmindernde systematische Abweichungen. Diese Abweichungen übertragen sich wiederum über die Bildverarbeitungsalgorithmen in die Koordinatenzentren der jeweiligen Zielmarken. Zu solchen Fehlern gehören neben der üblicherweise angenommenen Objektivverzerrung auch die Abbildungsexzentrizität sowie weitere Fehler, mit beliebiger Richtung und Betrag. Oftmals ist es noch nicht einmal gesichert, ob statistisch nachweisbare - aber noch nicht modellierte - systematische Fehler nach der Ausgleichung verbleiben. Letzteres ist eine Fragestellung, die sich auch mit Methoden des maschinellen Lernens beantworten lässt. Es ist anzumerken, dass in diesen Kapitelabschnitten ausschließlich Grundlagen zur Abbildungsexzentrizität und Verfahren des maschinellen Lernens zusammengefasst sind. Detaillierte Untersuchungen und deren Anwendung in der Photogrammetrie finden sich in den Kapiteln 4 und 5.

3.1 Methode der kleinsten Quadrate

Die KQ-Methode entstammt aus den Arbeiten von C. F. Gauß [Gau87], A. M. Legendre [Leg05] und F. R. Helmert [Hel72]. Gemäß [Fuc80, S. 3 ff.] gehört sie in die Klasse der L_2 -Norm-Schätzer. Deren Zielfunktion ist die Minimierung der Summe aller quadrierten Verbesserungen (auch Residuen genannt).

$$\sum_{i=1}^n v_i^2 \rightarrow \min. \quad (3.1)$$

Einzelne Fehlerquadrate lassen sich bei zweidimensionalen Beobachtungen wie in Abbildung 3.1 interpretieren.

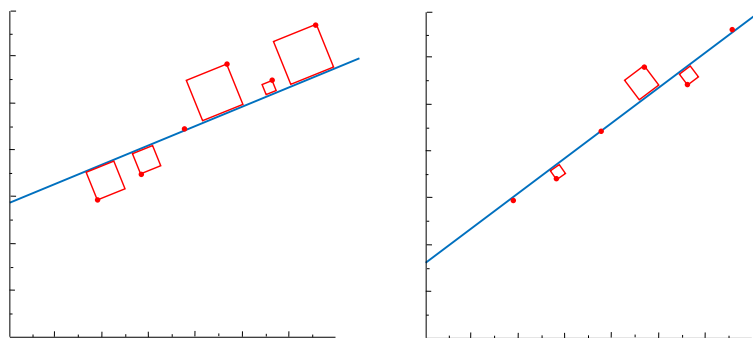


Abbildung 3.1: Methode der kleinsten Quadrate. Links: a priori Werte für die Näherungswerte der Parameter bilden vergleichsweise große Fehlerquadrateflächen. Rechts: Nach dem Ausgleichsprozess sind die Parameter so bestimmt, dass die Fläche der Fehlerquadrate ihr Minimum annimmt.

Hierbei wird eine jegliche Beobachtung durch einen Punkt repräsentiert. Die Trendlinie entspricht einem dreidimensionalen Parametervektor in der Hesse'schen-Normalform. Das Fehlerquadrat wird über zwei Linien aufgespannt. Die erste Linie entsteht durch eine Orthogonalprojektion jeder Beobachtung auf den Parametervektor. Die zweite Linie verläuft parallel zur Parametergeraden. Die linke Seite zeigt den Funktionsverlauf der Schätzwerte zu Beginn des Iterationsvorgangs. Die Fläche der Fehlerquadrate ist zunächst größer als die des rechten Teils. Die Parameter werden mittels mathematischer Optimierung so angepasst, dass die Fehlerquadrate nach mehreren Iterationen in der Summe die kleinstmögliche Fläche annehmen. Eine vertiefte Betrachtung der in dieser Arbeit verwendeten L_2 -Schätzer und Auswertestrategien bieten [Tie56, Koc04, Cas07, Jäg05, Nie02]. Bei der Herleitung dieser Verfahren hat sich die Vektor-Notation etabliert, die hier übernommen wird. Die Gleichung 3.1 lässt sich damit wie folgt darstellen:

$$\mathbf{v}^T \mathbf{v} \rightarrow \min. \quad (3.2)$$

3.1.1 Stochastische Beobachtungen und Parameter

Beobachtungen können ungleich genau sein. In Kapitel 6 wird festgestellt, dass dies insbesondere für photogrammetrische Zielmarken gilt. Es ist daher sinnvoll, einen Schätzer zu formulieren, der genaueren Beobachtungen mehr Einfluss auf die Parameter gewährt. Auch können einzelne

Beobachtungen von einander abhängen. Eine Form der Abhängigkeit sind Korrelationen. Die Berücksichtigung korrelierter Beobachtungen mit ungleicher Varianz erfolgt durch die Einführung eines Varianz-Kovarianz-Tensors zweiter Ordnung \mathbf{Q}_1 [Tie47, Leh54, Wol58, Kon64, Gra67]. Dieser besitzt die folgende Form:

$$\mathbf{Q}_1 = \frac{1}{\sigma_0^2} \begin{bmatrix} \sigma_{l_1}^2 & \rho_{l_1,2} \sigma_{l_1} \sigma_{l_2} & \cdots & \rho_{l_1,b} \sigma_{l_1} \sigma_{l_b} \\ & \sigma_{l_2}^2 & \rho_{l_2,3} \sigma_{l_2} \sigma_{l_3} & \cdots & \rho_{l_2,b} \sigma_{l_2} \sigma_{l_b} \\ & & \ddots & & \vdots \\ \text{symm.} & & & & \rho_{l_{b-1},b} \sigma_{l_{b-1}} \sigma_{l_b} \\ & & & & \sigma_{l_b} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Darin ist $\sigma_{l_i}^2$ die Varianz zur Beobachtung i und $\rho_{l_i,j}$ der Korrelationskoeffizient der Beobachtungen i und j . In der Photogrammetrie sind die Beobachtungen in der Regel unkorreliert. Dadurch reduziert sich \mathbf{Q}_1 auf dessen Hauptdiagonale. Gleichzeitig sinkt die zeitliche Komplexität¹ einer Inversion von $\approx O(n^3)$ in $\approx O(n)$, nämlich die Berechnung aller Kehrwerte der Hauptdiagonale. Für unkorrelierte Beobachtungen mit gleicher Genauigkeit gilt weiterhin: $\mathbf{Q}_1 = \mathbf{E}$. Gemäß [Cas07, S. 177 ff.] können nach demselben Schema auch Varianzen und Kofaktoren der Parameter \mathbf{Q}_x formuliert werden. Durch die Einführung der Genauigkeitsangaben und Korrelationen ändert sich die Zielfunktion 3.2 in:

$$\mathbf{v}^T \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{v} + \mathbf{x}^T \mathbf{Q}_x^{-1} \mathbf{x} \rightarrow \min. \quad (3.4)$$

3.1.2 Linearisierung des Gauß-Helmert-Modells

Die Kollinearitätsgleichungen ψ einer BBA sind - wie in Kapitel 3.2 beschrieben - nichtlinear und als Funktion in Abhängigkeit von den Beobachtungen \mathbf{L} , Parametern \mathbf{X} und Verbesserungen \mathbf{v} formuliert, sodass nach erfolgter Ausgleichung (Dach-Notation) die folgende Nebenbedingung erfüllt sein muss:

$$\psi(\hat{\mathbf{X}}, \hat{\mathbf{L}} = \mathbf{L} + \hat{\mathbf{v}}) = \mathbf{0} \quad (3.5)$$

Üblicherweise werden auch weitere Nebenbedingungen τ für die Parameter formuliert [Got67, Wol67]. Funktionen der Form $f(x) = 0$ mit Nebenbedingungen $\tau(x) = 0$ können gemäß [Kra79] mit der Lagrange-Methode gelöst werden. Deren Formulierung erfolgt mittels Korrelaten des Modells \mathbf{k}_m und der Nebenbedingungen (engl. Constraints) \mathbf{k}_c , sodass:

$$\mathbf{v}^T \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{v} + \mathbf{x}^T \mathbf{Q}_x^{-1} \mathbf{x} + \mathbf{k}_m^T \psi(\hat{\mathbf{X}}, \hat{\mathbf{L}}) + \mathbf{k}_c^T \tau(\hat{\mathbf{X}}) \rightarrow \min. \quad (3.6)$$

Die Lösung einer solchen Matrixgleichung beschreibt [Bö61], wobei die Taylor-Linearisierung an der Stelle der Näherungswerte der Parameter \mathbf{X}_0 und der verbesserten Beobachtungen $\mathbf{L} + \mathbf{v}_0$ [BK78, LL04] erfolgt:

¹Ist die Matrix dünn besetzt, so reduziert sich durch die Verwendung von SPARSE-Algorithmen die zeitliche Komplexität in $O(nnz)$, wobei nnz die Anzahl aller Nicht-Null-Elemente darstellt.

$$\psi(\hat{\mathbf{X}}, \hat{\mathbf{L}}) = \underbrace{\frac{\partial \psi(\mathbf{X}_0, \mathbf{L} + \mathbf{v}_0)}{\partial \mathbf{X}_0}}_{\mathbf{A}} \underbrace{(\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{X}_0)}_{\mathbf{x}} + \underbrace{\frac{\partial \psi(\mathbf{X}_0, \mathbf{L} + \mathbf{v}_0)}{\partial \mathbf{v}}}_{\mathbf{B}} \mathbf{v} - \underbrace{\mathbf{B}\mathbf{v}_0 + \psi(\mathbf{X}_0, \mathbf{L} + \mathbf{v}_0)}_{\mathbf{w}_m} \quad (3.7)$$

$$= \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{v} - \mathbf{w}_m \quad (3.8)$$

$$\tau(\hat{\mathbf{X}}) = \underbrace{\frac{\partial \tau(\mathbf{X}_0)}{\partial \mathbf{X}_0}}_{\mathbf{C}} \mathbf{x} - \underbrace{\mathbf{C}(\mathbf{X}_0)}_{\mathbf{w}_c} \quad (3.9)$$

$$= \mathbf{C}\mathbf{x} - \mathbf{w}_c \quad (3.10)$$

Hierbei wird der Term $\psi(\mathbf{X}_0, \mathbf{L} + \mathbf{v}_0)$ üblicherweise als Widerspruch [Pin58] bezeichnet. \mathbf{A} , \mathbf{B} und \mathbf{C} sind Jacobi-Matrizen. In der Regel werden Linearisierungsglieder höherer Ordnung wegen der anschließend folgenden iterativen Lösung vernachlässigt. Dies kann gemäß [Wol61b, LBU16] unter gewissen Umständen zu einer - im numerischen Sinne - ungenauen Schätzung und erhöhten Iterationszahl [LL07] führen. Nach der Linearisierung entsteht die finale Lagrange-Funktion des Gauß-Helmert-Modells:

$$\Omega = \underbrace{\mathbf{v}^T \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{v}}_{(1 \times 1)} + \underbrace{\mathbf{x}^T \mathbf{Q}_x^{-1} \mathbf{x}}_{(1 \times 1)} - \underbrace{2\mathbf{k}_m^T \left(\begin{array}{cc} \mathbf{A} & \mathbf{x} \\ (n \times u) & (u \times 1) \end{array} + \begin{array}{cc} \mathbf{B} & \mathbf{v} \\ (n \times b) & (b \times 1) \end{array} - \begin{array}{c} \mathbf{w}_m \\ (n \times 1) \end{array} \right)}_{(1 \times 1)} \quad (3.11)$$

$$- \underbrace{2\mathbf{k}_c^T \left(\begin{array}{cc} \mathbf{C} & \mathbf{x} \\ (1 \times c) & (c \times u) \end{array} - \begin{array}{c} \mathbf{w}_c \\ (c \times 1) \end{array} \right)}_{(1 \times 1)}$$

3.1.3 Lösung der Lagrange-Funktion

Zur Lösung der Gleichung 3.11 wird die „Constrained-Minima-Methode“ gemäß [Mik76, S. 213 ff.] verwendet. Dabei werden Ableitungen erster Ordnung gleich Null gesetzt. Dies impliziert, dass die Funktion 3.11 keine Sattelpunkte und keine Maxima besitzt.

$$\frac{\partial \Omega}{\partial \mathbf{v}} = 2\mathbf{v}^T \mathbf{Q}_1^{-1} - 2\mathbf{k}_m^T \mathbf{B} = \mathbf{0} \quad | : -2 \quad (3.12)$$

$$= \mathbf{k}_m^T \mathbf{B} - \mathbf{v}^T \mathbf{Q}_1^{-1} = \mathbf{0} \quad (3.13)$$

$$= \mathbf{B}^T \mathbf{k}_m - \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{v} = \mathbf{0} \quad (3.14)$$

$$\frac{\partial \Omega}{\partial \mathbf{k}_m^T} = -2(\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{v} - \mathbf{w}_m) = \mathbf{0} \quad | : -2 \quad (3.15)$$

$$= \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{v} - \mathbf{w}_m \quad (3.16)$$

$$\frac{\partial \Omega}{\partial \mathbf{x}} = 2\mathbf{x}^T \mathbf{Q}_x^{-1} - 2\mathbf{k}_m^T \mathbf{A} - 2\mathbf{k}_c^T \mathbf{C} = \mathbf{0} \quad | : -2 \quad (3.17)$$

$$= \mathbf{k}_m^T \mathbf{A} + \mathbf{k}_c^T \mathbf{C} - \mathbf{x}^T \mathbf{Q}_x^{-1} = \mathbf{0} \quad (3.18)$$

$$= \mathbf{A}^T \mathbf{k}_m + \mathbf{C}^T \mathbf{k}_c - \mathbf{Q}_x^{-1} \mathbf{x} = \mathbf{0} \quad (3.19)$$

$$\frac{\partial \Omega}{\partial \mathbf{k}_c^T} = -2(\mathbf{C}\mathbf{x} - \mathbf{w}_c) = \mathbf{0} \quad | : -2 \quad (3.20)$$

$$= \mathbf{C}\mathbf{x} - \mathbf{w}_c \quad (3.21)$$

Die Gleichungen 3.14, 3.16, 3.19 und 3.21 bilden die Bedingungen für das nachfolgende Blockmatrixsystem:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{Q}_1^{-1} & \mathbf{B}^T & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ (b \times b) & (b \times n) & (b \times u) & (b \times c) \\ & \mathbf{0} & \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ & (n \times n) & (n \times u) & (n \times c) \\ & & -\mathbf{Q}_x^{-1} & \mathbf{C}^T \\ & & (u \times u) & (u \times c) \\ \text{symm.} & & & \mathbf{0} \\ & & & (c \times c) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ (b \times 1) \\ \mathbf{k}_m \\ (n \times 1) \\ \mathbf{x} \\ (u \times 1) \\ \mathbf{k}_c \\ (c \times 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ (b \times 1) \\ \mathbf{w}_m \\ (n \times 1) \\ \mathbf{0} \\ (u \times 1) \\ \mathbf{w}_c \\ (c \times 1) \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Aufgrund des vergleichsweise hohen Anteils an Null-Elementen, erfolgt dessen Lösung üblicherweise durch SPARSE-Matrix Algorithmen, da deren Komplexität vor allem von der Anzahl der Nicht-Null-Elemente $\approx O(nnz)$ abhängt. Während einer Kamerakalibrierung (vergleiche Abbildungen 3.5 und 4.3) und anderen photogrammetrischen Aufgaben kommt es durchaus vor, dass ein Einzelbild 1000 und mehr Zielmarken n liefert, während der Gesamtdatensatz nicht selten mehrere hundert Bilder umfassen kann. Hinzu kommt, dass die Projektionsgleichungen in X und Y gesondert formuliert sind und die Anzahl der Beobachtungen b sich dadurch (nochmals) verdoppelt. Unter diesen Voraussetzungen kann ein solches Blockmatrixsystem derzeit nicht in vertretbarer Zeit gelöst werden. Aus diesem Grund sind Umformungsschritte notwendig, um die Anzahl der Elemente zu reduzieren. In dieser Blockmatrix haben \mathbf{v} und \mathbf{k}_m den größten Anteil an der Dimension. Um den Berechnungsaufwand zu reduzieren, werden beide durch Umformung aus der Blockmatrix heraus getrennt. Die Residuen lassen sich auch nach der Ausgleichung aus der Gleichung 3.14 berechnen:

$$\mathbf{0} = \mathbf{B}^T \mathbf{k}_m - \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{v} \quad + \quad \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{v} \quad (3.23)$$

$$\mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{v} = \mathbf{B}^T \mathbf{k}_m \quad \cdot \quad \mathbf{Q}_1 \quad (3.24)$$

$$\mathbf{Q}_1 \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{v} = \mathbf{Q}_1 \mathbf{B}^T \mathbf{k}_m \quad (3.25)$$

$$\mathbf{v} = \mathbf{Q}_1 \mathbf{B}^T \mathbf{k}_m \quad (3.26)$$

Dies geschieht zunächst unter der Voraussetzung, dass \mathbf{Q}_1 invertierbar ist. Eine eindeutige Lösung kann aber auch dann erreicht werden, wenn $\text{rank}(\mathbf{B}) > \text{rank}(\mathbf{B}\mathbf{Q}_1)$ [NS16]. Durch das Einsetzen von 3.26 in 3.16 entsteht das reduzierte Gleichungssystem:

$$\mathbf{B}\mathbf{Q}_1\mathbf{B}^T \mathbf{k}_m + \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{w}_m \quad (3.27)$$

$$\mathbf{A}^T \mathbf{k}_m - \mathbf{Q}_x^{-1} \mathbf{x} + \mathbf{C}^T \mathbf{k}_c = \mathbf{0} \quad (3.28)$$

mit der ebenfalls reduzierten Blockmatrix:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{B}\mathbf{Q}_1\mathbf{B}^T & \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ (n \times n) & (n \times u) & (n \times c) \\ & -\mathbf{Q}_x^{-1} & \mathbf{C}^T \\ & (u \times u) & (u \times c) \\ \text{symm.} & & \mathbf{0} \\ & & (c \times c) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{k}_m \\ (n \times 1) \\ \mathbf{x} \\ (u \times 1) \\ \mathbf{k}_c \\ (c \times 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_m \\ (n \times 1) \\ \mathbf{0} \\ (u \times 1) \\ \mathbf{w}_c \\ (c \times 1) \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

Die Modellkorrelaten \mathbf{k}_m lassen sich gemäß [Got57] ebenfalls durch das Einsetzen der Gleichung 3.26 in 3.16 schon vorab berechnen:

$$\mathbf{0} = \mathbf{Ax} + \mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T\mathbf{k}_m - \mathbf{w}_m \quad - \mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T\mathbf{k}_m \quad (3.30)$$

$$-\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T\mathbf{k}_m = \mathbf{Ax} - \mathbf{w}_m \quad \cdot - (\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1} \quad (3.31)$$

$$(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T\mathbf{k}_m = -(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}(\mathbf{Ax} - \mathbf{w}_m) \quad (3.32)$$

$$\mathbf{k}_m = (\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}(\mathbf{w}_m - \mathbf{Ax}) \quad (3.33)$$

Wird nun 3.33 in 3.19 eingesetzt, so lässt sich ein nochmals reduziertes Gleichungssystem bilden:

$$\mathbf{0} = \mathbf{A}^T(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}(\mathbf{w}_m - \mathbf{Ax}) - \mathbf{Q}_x^{-1}\mathbf{x} + \mathbf{C}^T\mathbf{k}_c \quad (3.34)$$

$$\mathbf{0} = \mathbf{A}^T(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}\mathbf{w}_m - \mathbf{A}^T(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}\mathbf{Ax} - \mathbf{Q}_x^{-1}\mathbf{x} + \mathbf{C}^T\mathbf{k}_c \quad (3.35)$$

$$-\mathbf{A}^T(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}\mathbf{w}_m = -\mathbf{A}^T(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}\mathbf{Ax} - \mathbf{Q}_x^{-1}\mathbf{x} + \mathbf{C}^T\mathbf{k}_c \quad (3.36)$$

$$-\mathbf{A}^T(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}\mathbf{w}_m = -\left(\mathbf{A}^T(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}\mathbf{A} + \mathbf{Q}_x^{-1}\right)\mathbf{x} + \mathbf{C}^T\mathbf{k}_c \quad (3.37)$$

Die dazu passende Blockmatrix bildet sich aus den Gleichungen 3.37 und 3.21 und hat eine nochmals reduzierte Dimension:

$$\begin{bmatrix} -\left(\mathbf{A}^T(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}\mathbf{A} + \mathbf{Q}_x^{-1}\right) & \mathbf{C}^T \\ (u \times u) & (u \times c) \\ \mathbf{C} & \mathbf{0} \\ (c \times u) & (c \times c) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ (u \times 1) \\ \mathbf{k}_c \\ (c \times 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\mathbf{A}^T(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}\mathbf{w}_m \\ (u \times 1) \\ \mathbf{w}_c \\ (c \times 1) \end{bmatrix} \quad (3.38)$$

In [Got57] findet sich eine „ganz überschlägige Beurteilung“, in wie weit der Umformungsaufwand im Verhältnis zu den dadurch eingesparten Berechnungen steht. Die Lösung dieser Blockmatrix erfolgt in der Regel über iterative Verfahren [Kub67a], die bei Bedarf in noch kleinere Teilschritte zerlegt werden [Wol65]. Der Iterationsprozess verläuft, bis die Bedingungen $\|\mathbf{x}\| < \epsilon$ und $\psi(\hat{\mathbf{X}}, \hat{\mathbf{L}}) < \epsilon$ erfüllt sind, wobei ϵ ein Schwellwert ist, der meist einer gewünschten numerischen Genauigkeit entspricht. Die Inversion dieser Blockmatrix liefert eine um den a-posteriori-Gewichtsfaktor skalierte Varianz-Kovarianz-Matrix der ausgeglichenen Parameter (posteriori, Dach-Notation) $\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}}$:

$$\begin{bmatrix} -\left(\mathbf{A}^T(\mathbf{BQ}_l\mathbf{B}^T)^{-1}\mathbf{A} + \mathbf{Q}_x^{-1}\right) & \mathbf{C}^T \\ (u \times u) & (u \times c) \\ \mathbf{C} & \mathbf{0} \\ (c \times u) & (c \times c) \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}} & \mathbf{Q}_{12} \\ (u \times u) & (u \times c) \\ \mathbf{Q}_{21} & \mathbf{Q}_{cc} \\ (c \times u) & (c \times c) \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

Gemäß [Cas07, S. 174 ff.] ergeben sich nach Inversion im oberen linken Matrixblock 3.39 die zur Voraussage verwendeten ausgeglichenen Werte für den Varianzfaktor der Gewichtseinheit $\hat{\sigma}_0$ und die Standardabweichungen der Parameter $\hat{\sigma}_{\hat{\mathbf{x}}}$.

$$\hat{\sigma}_0 = \sqrt{\frac{\mathbf{v}^T\mathbf{Q}_l^{-1}\mathbf{v} + \mathbf{x}^T\mathbf{Q}_x^{-1}\mathbf{x}}{n - u + c}} \quad (3.40)$$

$$\hat{\sigma}_{\hat{\mathbf{x}}} = \hat{\sigma}_0 \sqrt{\text{diag}(-\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}})} \quad (3.41)$$

Die Blockmatrix 3.39 wird in ihrer Gauß-Helmert-Form zur Berechnung ausgleichender Ellipsenparameter verwendet, während Gleichung 3.41 die innere Genauigkeit der Parameter (Präzision)

darstellt. Für die in Kapitel 3.2 beschriebene Form der BBA reduziert sich die Jacobi-Matrix \mathbf{B} aufgrund der verwendeten Kollinearitätsgleichungen ψ und der Struktur von $\nabla\psi$ in eine vorzeichenbehaftete Einheitsmatrix $-\mathbf{E}$. Vorab angenommene a-priori-Genauigkeiten der Parameter werden nicht modelliert, so dass $\mathbf{Q}_x = \mathbf{0}$. Mit diesen Annahmen vereinfacht sich auch die Blockmatrixform 3.39 in:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}^T \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{A} & \mathbf{C}^T \\ (u \times u) & (u \times c) \\ \mathbf{C} & \mathbf{0} \\ (c \times u) & (c \times c) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ (u \times 1) \\ \mathbf{k}_c \\ (c \times 1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}^T \mathbf{Q}_1^{-1} \psi(\mathbf{X}_0) \\ (u \times 1) \\ \mathbf{w}_c \\ (c \times 1) \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

Sie entspricht nun einem Gauß-Markov-Modell mit Bedingungsgleichungen zwischen den Parametern und ist gleichzeitig diejenige Form, die für die Berechnung der BBA in dieser Thesis verwendet wird. Im Zuge dieser Auswertung entstehen viele der berechneten Parameter lediglich als Nebenprodukt der Kollinearitätsgleichungen. Hierzu gehören vor allem die Projektionszentren. Sie haben in den Untersuchungen dieser Thesis nur eine untergeordnete Rolle. Es gibt verschiedene Möglichkeiten eine ungleichmäßige Priorisierung der Parameter einzuführen. Das für diese Thesis verwendete Zero-Order-Design ist in Kapitel 3.2.3 beschrieben.

3.2 3D-Rekonstruktion mit der Bündelblockausgleichung

Während in Kapitel 3.1 zunächst der mathematische Ausgleichungskern dieser Thesis beschrieben wurde, bildet der nun folgende Abschnitt eine Ergänzung, worin der mathematische Zusammenhang einer 3D-Rekonstruktion, mithilfe der BBA in seinen groben Zügen beschrieben wird. Abbildung 3.2 zeigt hierzu zunächst das in dieser Thesis verwendete geometrische Modell, dessen Erstpublikation wahrscheinlich im Jahr 1759 durch [Lam59] erfolgte. Einen Überblick zum Ursprung der Photogrammetrie bietet [Doy64].

Zur Rekonstruktion wird das Objekt anhand diskret gemessener Punkte P erfasst. Hierzu erfolgen mehrere Aufnahmen aus verschiedenen Standpunkten (Projektionszentren) O . Im übergeordneten Koordinatensystem besitzen O die Koordinaten $\mathbf{X}_0, \mathbf{Y}_0, \mathbf{Z}_0$. Der Abbildungsprozess geschieht durch Verfolgung (Projektion) der Strahlen (Bündel) ausgehend von P über p' bis hin zu O . Das so projizierte Objekt entsteht als Abbildung in der Sensorebene. Diese besitzt nur zwei Dimensionen. Bei Verwendung von photogrammetrischen Zielmarken (Kapitel 3.4) lässt sich p' in allen Aufnahmen mithilfe der Bildverarbeitung automatisch detektieren. Ist ein Punkt in mehr als einer Aufnahme gefunden, so lässt sich auch dessen dritte Dimension mithilfe der Kollinearitätsgleichungen 3.43 und 3.44 berechnen. Eine tiefere Beschreibung der Theorie

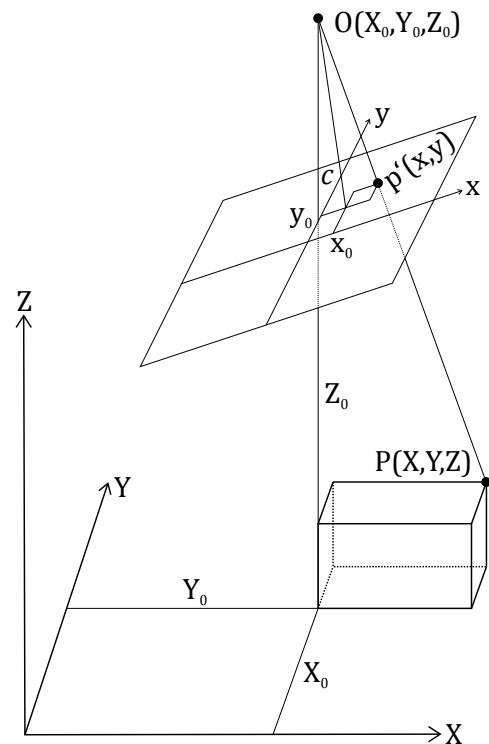


Abbildung 3.2: Zusammenhang von Bild- und Objektkoordinate während der 3D-Rekonstruktion. Quelle: [Kra04, S.18]

photogrammetrischer 3D-Rekonstruktionen und der in dieser Arbeit verwendeten [BBA](#) bieten [[Kra04](#), [Luh10b](#), [Luh10a](#)].

$$x_i + v_{x,i} = x_{0_k} - c_k \frac{r_{11,j}(X_i - X_{0,j}) + r_{21,j}(Y_i - Y_{0,j}) + r_{31,j}(Z_i - Z_{0,j})}{r_{13,j}(X_i - X_{0,j}) + r_{23,j}(Y_i - Y_{0,j}) + r_{33,j}(Z_i - Z_{0,j})} + \Delta x_k \quad (3.43)$$

$$y_i + v_{y,i} = y_{0_k} - c_k \frac{r_{12,j}(X_i - X_{0,j}) + r_{22,j}(Y_i - Y_{0,j}) + r_{32,j}(Z_i - Z_{0,j})}{r_{13,j}(X_i - X_{0,j}) + r_{23,j}(Y_i - Y_{0,j}) + r_{33,j}(Z_i - Z_{0,j})} + \Delta y_k \quad (3.44)$$

Das dabei angenommene mathematische Modell hat während einer Simultankalibrierung üblicherweise folgende Parameter:

- Brennweiten der Objektive (Index k): c_k
- Bildhauptpunkte und Verzeichnungsterme der Objektive (Index k): $x_{0_k}, y_{0_k}, \Delta x_k, \Delta y_k$
- Objektpunkte (Index i): $\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}$
- Kamerapositionen (Index: j): $\mathbf{X}_0, \mathbf{Y}_0, \mathbf{Z}_0$
- Kameraorientierungen (Index: j): $r_{11,j}, r_{12,j}, \dots, r_{33,j}$

Der Zusatz „Simultan“ ist in dem Sinne zu verstehen, dass die Bestimmung der Verzeichnungsparameter $\Delta y_k, \Delta x_k$ und des Bildhauptpunktes x_0, y_0 während der Bündelblockausgleichung erfolgt, vergleiche hierzu [[Irv37](#), [Rey43](#), [Pen47](#)].

Gemäß VDI/VDE 2634 [[Ver02](#)] sollte die Absicherung der erreichten Ergebnisse über mehrere Kontrollstrecken in Form von Maßstäben erfolgen, die mit übergeordneter Genauigkeit kalibriert sind. Dabei ist mindestens eine Kontrollstrecke je Koordinatenachse und eine entlang der Hauptdiagonale des Messvolumens vorgesehen. Eine explizite Aufführung der Strecken als Parameter ist nicht notwendig. Die Berechnung der Strecke s und ihrer Längenmessabweichung erfolgt mit dem Satz des Pythagoras aus den teilnehmenden Objektkoordinaten:

$$\hat{S}_s = \sqrt{(X_{s,2} - X_{s,1})^2 + (Y_{s,2} - Y_{s,1})^2 + (Z_{s,2} - Z_{s,1})^2} \quad (3.45)$$

Korrespondierende Standardabweichungen können ebenfalls außerhalb der [KQ](#)-Iterationen durch Varianzfortpflanzung aus den Komponenten der $\mathbf{Q}_{\hat{x}}$ Matrix ermittelt werden:

$$\hat{\sigma}_{S_s} = \hat{\sigma}_0 \mathbf{S} \mathbf{Q}_s \mathbf{S}^T \quad \text{mit} \quad (3.46)$$

$$\mathbf{S} = \nabla \hat{S}_s \quad \text{und} \quad (3.47)$$

$$\mathbf{Q}_s = \begin{bmatrix} \hat{\sigma}_{X_{s,1}}^2 & \hat{\rho}_{X_{s,1}, X_{s,2}} \hat{\sigma}_{X_{s,1}} \hat{\sigma}_{X_{s,2}} & \hat{\rho}_{X_{s,1}, Y_{s,1}} \hat{\sigma}_{X_{s,1}} \hat{\sigma}_{Y_{s,1}} & \cdots & \hat{\rho}_{X_{s,1}, Z_{s,2}} \hat{\sigma}_{X_{s,1}} \hat{\sigma}_{Z_{s,2}} \\ & \hat{\sigma}_{X_{s,2}}^2 & \hat{\rho}_{X_{s,2}, Y_{s,1}} \hat{\sigma}_{X_{s,2}} \hat{\sigma}_{Y_{s,1}} & \cdots & \hat{\rho}_{X_{s,2}, Z_{s,2}} \hat{\sigma}_{X_{s,2}} \hat{\sigma}_{Z_{s,2}} \\ & & & \ddots & \vdots \\ & & & & \hat{\rho}_{Z_{s,1}, Z_{s,2}} \hat{\sigma}_{Z_{s,1}} \hat{\sigma}_{Z_{s,2}} \\ \text{symm.} & & & & \hat{\sigma}_{Z_{s,2}}^2 \end{bmatrix} \quad (3.48)$$

Die Beschreibung der Kameraorientierungen geschieht mit der Euler-Rodriguez-Matrix [Eul70, Rod40]:

$$\mathbf{R}_j = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ 0 & r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ 0 & r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \quad \text{bzw.} \quad (3.49)$$

$$= \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_j^2 + a_j^2 - b_j^2 - c_j^2 & 2(a_j b_j - c_j d_j) & 2(a_j c_j + b_j d_j) \\ 2(a_j b_j + c_j d_j) & d_j^2 + b_j^2 - a_j^2 - c_j^2 & 2(b_j c_j - a_j d_j) \\ 2(a_j c_j - b_j d_j) & 2(b_j c_j + a_j d_j) & d_j^2 + c_j^2 - a_j^2 - b_j^2 \end{bmatrix} \quad (3.50)$$

$$\text{mit } 1 = a_j^2 + b_j^2 + c_j^2 + d_j^2 \quad (3.51)$$

Deren Vorteil gegenüber einer Formulierung mit Hilfe von Euler-Winkeln sowie die Herleitung aus Quaternionen wird ausführlich in [Sch58, Pop70, Kui99] diskutiert.

Als bevorzugte Methode zur Berechnung der Parameter haben sich seit deren Einführung durch [GGM⁺30, Hal60] die KQ-Schätzer gemäß Kapitel 3.1 durchgesetzt. In [Haa05] erfolgt eine alternative Beschreibung der Kollinearitätsgleichungen im Gauß-Helmert-Modell. Diese ist notwendig, wenn zusätzliche Bedingungen formuliert werden, die sich nicht als Gauß-Markov-Modell $\mathbf{L} + \mathbf{v} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}$ darstellen lassen.

3.2.1 Innere und äußere Genauigkeit

Abbildung 3.3 visualisiert die Begriffe Präzision und Genauigkeit in einem Graphen. Es handelt sich um Begriffe, die ihren Weg aus der Statistik in die Photogrammetrie fanden [Hal63]. Der Achsenpfeil zeigt jeweils in Richtung der günstigeren Werte. Das Zielscheibenzentrum entspricht immer dem wahren Wert. Der Optimalfall, eine hohe Präzision und eine hohe Genauigkeit, ist oben rechts zu erkennen. Die linken Zielscheiben bedürfen einer gesonderten Betrachtung. In beiden Fällen ist die Genauigkeit niedrig. Dies ist der Fall, wenn die Messungen noch eine systematische oder grobe Fehlerkomponente besitzen. Dabei ist es nicht zwingend notwendig, dass der systematische Fehler über alle Messungen konstant ist. Systematisch bedeutet, dass ein Muster (Kapitel 3.6 und 4) oder ein funktionaler Zusammenhang (Kapitel 3.5 und 5.3) zwischen den wahren und gemessenen Werten besteht. In der Photogrammetrie ist es auch üblich, statt von Präzision von innerer Genauigkeit zu sprechen. Hierzu gehören nahezu alle Kennzahlen des Ausgleichsprotokolls. Aus-

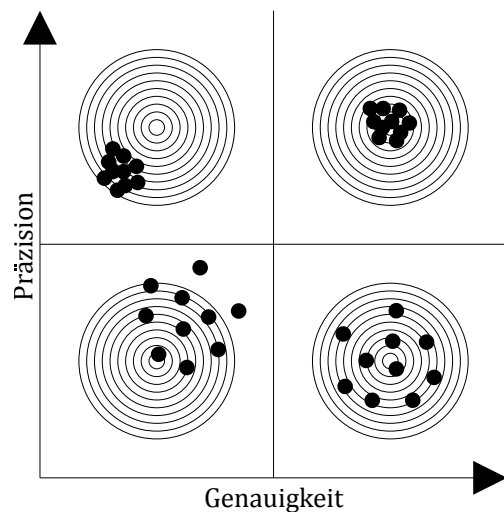


Abbildung 3.3: Visualisierung von Genauigkeit (äußere Genauigkeit) und Präzision (innere Genauigkeit). Zielscheibenmitte: Wahrer Wert.

...

nahmen bilden Informationen, zu denen Referenzwerte mit übergeordneter Genauigkeit vorliegen, in diesem Fall wird von äußerer Genauigkeit gesprochen.

3.2.2 Kamerakalibrierung

Die Kalibrierung wird gemäß DIN 1319 als das „Ermitteln des Zusammenhangs zwischen Messwert oder Erwartungswert der Ausgangsgröße und dem zugehörigen wahren oder richtigen Wert der als Eingangsgröße vorliegenden Messgröße für eine betrachtete Messeinrichtung bei vorgegebenen Bedingungen.“ definiert.

In dieser Arbeit erfolgt die Verwendung des Wortes Kalibrierung stets im Sinne der photogrammetrischen Kamerakalibrierung. Die Messwerte entsprechen streng genommen den auf die Sensorfläche auftreffenden Photonen und somit in erster Näherung den ausgegebenen Grauwerten. Daher wird auch von Messbildern gesprochen. Bei den später in der [BBA](#) verwendeten Beobachtungen handelt es sich jedoch meist um algorithmisch aus den Messbildern und deren Grauwerten abgeleitete Mittelpunkte (Kapitel [3.4](#)). Die wahren Werte der Grauwerte sind nicht bekannt. Eine Näherung erfolgt durch Kalibrierung des Sensors gemäß [EMVA1288](#) (Kapitel [2.4](#)) mit übergeordneter Genauigkeit. Die Berechnung der Zielpunkte aus den Grauwerten kann durch erwartungstreue Schätzer erfolgen, ist jedoch bei der Vielfalt an Verfahren nicht immer gesichert. Um keinen Bruch in der Vertrauenskette zu haben, erfolgt die Absicherung der statistischen Ergebnisse nochmals innerhalb der [BBA](#) (in der Regel) durch Kontrollmaßstäbe oder mit Punkten, die ebenfalls mit übergeordneter Genauigkeit gemessen sind. Als „Zusammenhang“ wird das photogrammetrisch-mathematische Lochkamera-Modell samt Verzeichnung verstanden. Dieses ist durch die Kollinearitätsgleichungen (Kapitel [2.3](#)) beschrieben. Eine implizite Voraussetzung der Kalibrierung ist auch, dass alle Messungen zwingend frei von systematischen und groben Fehlern sind, da kein M-Schätzer nach [[Hub73](#)] auch nur einen einzigen groben Fehler mit beliebig großem Betrag kompensieren kann, ohne dass es dabei zur Verfälschung der berechneten Parameter kommt [[Rou84](#)]. In der Praxis erfolgt die Bereinigung der Messungen meist mit statistischen Tests nach [[Baa68](#), [Pop76](#)], sowie um die [EE](#) korrigierten Messgrößen (Kapitel [5.3](#)). Des Weiteren wird hierzu in Kapitel [4](#) auch eine weitere Methode basierend auf statistischen Lernverfahren beschrieben. Mit diesen Voraussetzungen wird angenommen, dass die numerisch berechnete (innere) Genauigkeit, die wahre (äußere) Genauigkeit hinreichend gut approximiert.

3.2.3 Design-Optimierung

Für die Betrachtung der erreichbaren Genauigkeit einer [BBA](#) muss bei Verwendung der [KQ](#)-Methode noch auf das Datum bzw. die Lagerung geachtet werden. Hierbei sind hauptsächlich drei Schritte zu unterscheiden: frei, stochastisch und hierarchisch.

Ausgleichung als freies schwebendes Netz

Der erste Schritt ist eine freie Ausgleichung. Diese wird zur Analyse der Beobachtungen, Suche nach groben Fehlern, Kontrolle der inneren Netzgeometrie und Optimierung derer Genauigkeiten eingesetzt. Letzteres wird in der photogrammetrischen Literatur auch als Zero-Order-Design

bezeichnet. Es gibt zunächst keine übergeordnete Transformation in ein Welt-Koordinatensystem und damit auch keinerlei externen Zwang, der die innere Geometrie des Verbandes verformt. Dies führt zum Rangdefekt und 7 fehlenden Freiheitsgraden in der Gleichung 3.39. Die mangelnden Freiheitsgrade lassen sich auch geometrisch interpretieren. Das Netz lässt sich entlang aller Koordinatenachsen verschieben, ohne dass es dabei zu Änderungen in der inneren Geometrie kommt. Dasselbe gilt für die drei Rotationen und die Skalierung. Die Behebung des Rangdefektes kann mithilfe der Moore-Pensore-Pseudoinverse [Moo20, Pen55] erfolgen. Die behebenden Spalten der Bedingungsmatrix \mathbf{C} entsprechen dann den linear unabhängigen Eigenvektoren g_i zum Null-Raum der Normalgleichungsmatrix.

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \cdots & g_{1,1} & g_{2,1} & \cdots & g_{7,1} \\ \cdots & g_{1,2} & g_{2,2} & \cdots & g_{7,2} \\ \cdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \cdots & g_{1,n} & g_{2,n} & \cdots & g_{7,n} \end{bmatrix} \quad (3.52)$$

$$\mathbf{N}^+ = \begin{bmatrix} -\left(\mathbf{A}^T (\mathbf{B}\mathbf{Q}_1\mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{A} + \mathbf{Q}_x^{-1}\right) & \mathbf{C}^T \\ \mathbf{C} & \mathbf{0} \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_x^+ & \mathbf{Q}_{12} \\ \mathbf{Q}_{21} & \mathbf{Q}_{cc} \end{bmatrix} \quad (3.53)$$

Damit ist \mathbf{Q}_x^+ eindeutig. Eine weitere, im Zusammenhang der Genauigkeitsbetrachtung wichtige Eigenschaft der Matrix \mathbf{Q}_x^+ ist:

$$\text{spur}(\mathbf{Q}_x^+) \rightarrow \min. \quad (3.54)$$

Für die KQ-Methode ist dies äquivalent zu:

$$\sum_{i=1}^u \hat{\sigma}_{X_i}^2 \rightarrow \min. \quad (3.55)$$

und bedeutet, dass mithilfe der Moore-Penrose-Pseudoinverse die Schätzung der Parameter mit der geringsten Varianz, allerdings mit etwas erhöhten Korrelationen erfolgt [Fra82, Mor66]. Dieses Verfahren wird in der geodätischen Literatur auch als Gesamtspurminimierung bezeichnet. Als Parameter treten neben den Objektpunkten auch die Verzeichnungskoeffizienten sowie Orientierungen und Positionen aller Kameras auf. Oft bilden Letztere das Nebenprodukt einer BBA. Von besonderem Interesse sind dann die berechneten 3D-Koordinaten des Objektes. Diese sollen möglichst genau bestimmt werden. Die Behebung des Rangdefektes erfolgt dann durch ein manuell festgelegtes Datum gemäß [Mei65, Der94, Kra96, S. 100 ff.]. Die drei Translationsbedingungen entsprechen dann²:

$$\sum \Delta X_i = \sum \Delta Y_i = \sum \Delta Z_i = 0 \quad (3.56)$$

Dem selben Schema folgend ergeben sich auch die drei Rotationsbedingungen:

$$\sum Y_i \Delta Z_i - Z_i \Delta Y_i = \sum Z_i \Delta X_i - X_i \Delta Z_i = \sum X_i \Delta Y_i - Y_i \Delta X_i = 0 \quad (3.57)$$

Den siebten Rangdefekt behebt die Maßstabsbedingung:

$$\sum X_i \Delta X_i + \sum Y_i \Delta Y_i + \sum Z_i \Delta Z_i = 0 \quad (3.58)$$

Die in dieser Arbeit beschriebenen Genauigkeiten entsprechen einem mit den Gleichungen 3.56, 3.57 und 3.58 gebildeten Datum. Kamerazentren, sowie andere Parameter sind während der Lagerung

² \sum entspricht hier jeweils $\sum_{i=1}^{n_o}$

ausgeschlossen. In der einschlägigen Literatur wird diese Vorgehensweise auch als Teilspurminimierung durch Helmert-Bedingungen bezeichnet, da hierbei, anders als bei der Verwendung der Moore-Penrose-Pseudoinverse, nur die Varianzen der Objektkoordinaten favorisiert werden. Eine logische Erweiterung der Teilspurminimierung ist die gezielte Auswahl einer Untermenge der Objektkoordinaten [PP80]. Dadurch ist es möglich, Objektpunkte von besonderer Wichtigkeit gezielt während der Parameterschätzung zu priorisieren, sodass deren Varianzensumme analog zur Gleichung 3.55 minimal wird.

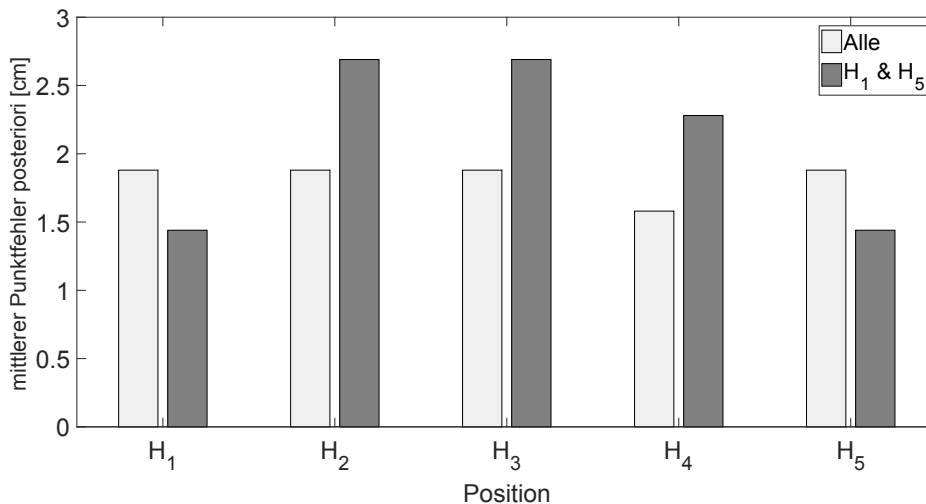


Abbildung 3.4: Ausgleichendes Höhennetz bei Datum-Lagerung auf allen Punkten (Alle) und zwei Punkten (H_1 & H_5).

Die Auswirkung eines Schätzprozesses mit angepasstem Datum lässt sich übersichtlich im nachfolgenden Beispiel darstellen. Hierbei handelt es sich um ein eindimensionales Höhennetz mit den Punkten H_1, H_2, \dots, H_5 . Dessen Messungen sind als Höhendifferenz ΔH in der Tabelle 3.1 zusammengefasst. Der Rangdefekt ist eins. Das Netz lässt sich geometrisch in der Höhe beliebig verschieben, ohne dass sich dabei die innere Geometrie verändert. Abbildung 3.4

Tabelle 3.1: Datensatz Höhennetz.

ΔH [m]	1	2	3	4	5
1		-5,26		-3,53	
2			-7,02		
3				8,83	10,03
4		-1,75			1,22
5	2,39				

fasst die Auswertung zusammen, wobei zunächst alle Punkte des Datum gewählt sind. Nach Ausgleichung liegt der mittlere Punktfehler aller Höhen im Schnitt bei 2cm. Die Verteilung ist hierbei gleichmäßig. In der zweiten Auswertung werden nur die Höhen H_1 und H_5 zur Bildung des Datums verwendet. In einer BBA wären dies z. B. priorisierte Objektkoordinaten, während H_2, H_3, H_4 die Kamerapositionen darstellen. Durch die Herausnahme verschiebt sich der Ursprung des Datum-Koordinatensystems näher zu H_1 und H_2 , wodurch auch deren Präzision steigt, da im Ursprung die höchste Genauigkeit herrscht [Mei65].

Ausgleichung mit stochastischen Anschlusspunkten

Nachdem die Bildmessungen in der freien Ausgleichung kontrolliert und um statistische Ausreißer bereinigt sind, folgt die Ausgleichung mit stochastischen Anschlusspunkten. Mit dieser werden die

Objektkoordinaten überprüft. In der Ausgleichung erhält jede Objektkoordinate eine stochastische Information. Deren Einführung geschieht entweder über die Matrix \mathbf{Q}_x oder über Pseudobeobachtungen in der Matrix \mathbf{Q}_l . Die Wahl der Standardabweichung erfolgt entweder aus a priori bekannten Informationen. Hierzu gehören unter anderem die Standardabweichungen der Näherungswertfindung. Eine weitere Möglichkeit ist die Varianzkomponentenschätzung [Ebn78, Koc07, S. 144]. Die Suche nach Ausreißern erfolgt dabei wie bei Bildmessungen der freien Ausgleichung.

Ausgleichung mit hierarchischen Anschlusspunkten

Nach der Analyse des Objektpunktfeldes mit der stochastischen Ausgleichung kann der Verband in einer hierarchischen Ausgleichung abschließend in ein übergeordnetes Koordinatensystem mithilfe von eingeführten Festpunkten und einer Helmert-Transformation übertragen werden.

3.3 Zusammenhang der Bild- mit der Objektraumgenauigkeit

Der Zusammenhang von Bild- und Objektraumgenauigkeit wird in diesem Abschnitt beispielhaft an zwei in der Photogrammetrie üblicherweise verwendeten Kalibrierkörpern gezeigt. Eine zentrale Rolle spielen dabei die photogrammetrischen Zielmarken. Aus der Theorie zur 3D-Rekonstruktion ergibt sich folgender, in Tabelle 3.2 zusammengefasster Zusammenhang:

Tabelle 3.2: Zusammenhang zwischen Zielmarke und Objektgeometrie.

Ellipsendetektion	
Messwerte im Bildraum	$x_i, y_i, \sigma_{x,i}, \sigma_{y,i}$
⇓	
Näherungswerte für die Parameter	\mathbf{X}_0
⇓	
Bündelblockausgleichung	
Ausgeglichene Parameter	$\hat{\mathbf{X}}$

Ein auf Methoden der Bildverarbeitung basierender Zielfindungsoperator liefert die Verknüpfungspunkte (x_i, y_i) im Bildraum. Diese Verknüpfungspunkte besitzen aufgrund der in Kapitel 2.4 beschriebenen physikalischen Sensoreigenschaften ein Rauschen $(\sigma_{x,i}, \sigma_{y,i})$. Aus den Zielmarken erfolgt die Berechnung einer Initialausrichtung $(a_j, b_j, c_j, d_j, X_{0,j}, Y_{0,j}, Z_{0,j})$ für die jeweiligen Bilder und der Näherungswerte aller Objektpunkte (X_i, Y_i, Z_i) . Dabei pflanzt sich die Unsicherheit $(\sigma_{x,i}, \sigma_{y,i})$ in die Initialausrichtung und Objektkoordinaten fort. Die Parameter der Initialausrichtung sind wiederum Näherungswerte \mathbf{X}_0 für das linearisierte Gleichungssystem der BBA. Auch dieser Schritt beinhaltet eine Fehlerfortpflanzung, vor allem dann, wenn der Bündelblock als freies Netz ohne korrigierende Zwangsbedingungen ausgeglichen wird. Dann fließen die fehlerbehafteten Werte als Datum (Translation, Rotation, Maßstab über die Koordinaten) der BBA ein und haben somit direkten Einfluss auf die ausgeglichenen Parameter. Somit steht fest, dass die Unsicherheit des Zielfindungsoperators der zentral limitierende Faktor der erreichbaren Genauigkeit ist.

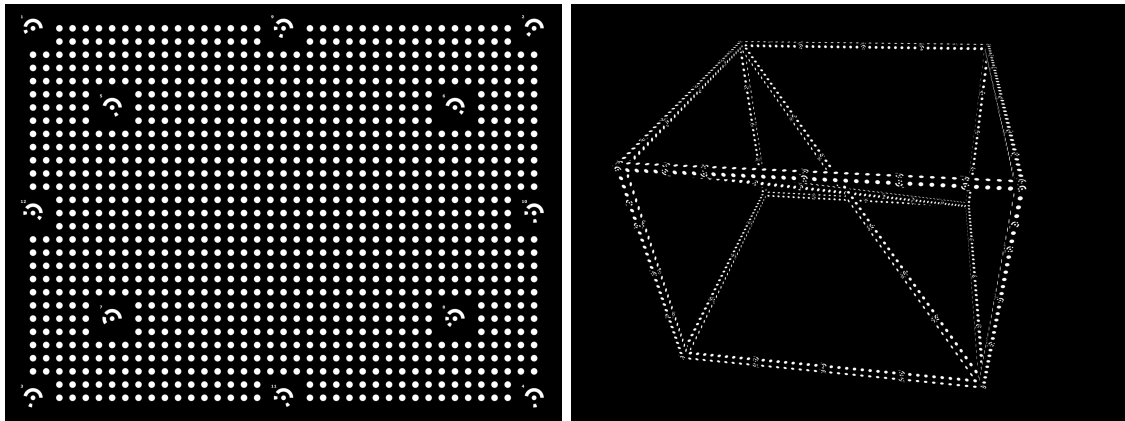


Abbildung 3.5: Links: Kalibrierebene. Rechts: Kalibrierkubus nach VDI/VDE 2634

Zur Verdeutlichung dieser Fehlerfortpflanzung folgt nun ein numerisches Beispiel anhand zweier Kalibrierkörper. Ein beispielhaft gerendertes Einzelbild der beiden Kalibrierkörper ist in Abbildung 3.5 dargestellt. Der linke Abbildungsteil zeigt eine Kalibrierebene ($2 \times 1,5\text{m}^2$). Flache Kalibrierkörper können vor allem dann von Vorteil sein, wenn das zu messende Objekt ebenfalls annähernd zweidimensional ist [AIC02, MTBP15a, MTBP15b]. Hierzu gehört z. B. die Dokumentation wertvoller Gemälde in Museen. Neben dem simpleren und geometrisch stabileren Aufbau spielen auch wirtschaftliche Aspekte [RW03] eine Rolle. Der rechte Abbildungsteil zeigt einen von der VDI/VDE [Ver02] vorgeschlagenen dreidimensionalen Kalibrierkörper ($2 \times 2 \times 1,5\text{m}^3$). Dessen Einsatz erfolgt in der Regel dann, wenn der real zu vermessende Objektraum eine signifikante Tiefe besitzt. Der Zielmarkendurchmesser beträgt in beiden Simulationen 30mm. Alle Zielmarken sind dreidimensional modelliert und im Rasterisierungsprozess durch die Projektionsgleichungen eines 8mm Objektivs in die $5,632 \times 4,224\text{mm}^2$ ($2,2\mu\text{m}$ Pixelabstand) Bildebene überführt. In den generierten Bildern erfolgt die Detektion der Zielmarken automatisiert mithilfe der Bildverarbeitung. Dieser Prozess liefert neben den Zielmarkenmittelpunkten auch das Abschattungs- und Detektionsmodell. In Kombination mit rein numerisch modellierten Zielmarken dienen diese Modelle um nicht gefundene sowie verdeckte Zielmarken aus dem Simulationsdatensatz zu entfernen. Der Vor-

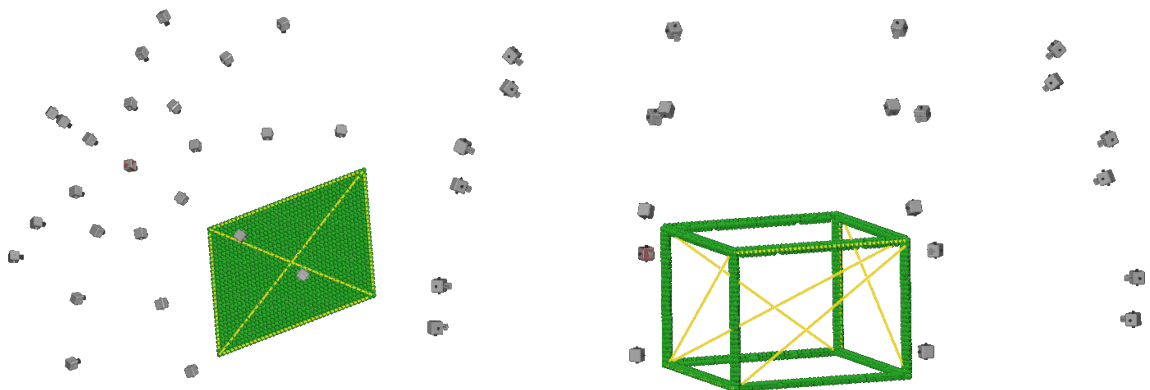


Abbildung 3.6: Aufnahmeconfiguration der simulierten Kalibrierung. Links: Kalibrierebene. Rechts: Kalibrierkubus

teil von rein numerisch berechneten Zielmarken gegenüber den in Ray-Tracing-Bildern gefundenen Zielmarken ist deren Fehlerfreiheit³. Diese besitzen weder systematische Rasterisierungs- und Diskretisierungsfehler noch die Ellipsen-Exzentrizität. Damit verbleibt das modellierte Störmodell als einzige Wirkungsgröße auf die erreichbaren Genauigkeiten. In Abbildung 3.6 ist die Aufnahme-konfiguration in der numerischen Simulation dargestellt. Die grauen Punkte repräsentieren die Kamerapositionen. Grün ist die Farbe der Punkte im Objektraum. Die Prüfstrecken sind in Gelb dargestellt. Der linke Abbildungsteil zeigt die Kalibrierebene und der rechte den Kalibrierkubus. In jedem Kamerastandpunkt wird der Sensor zusätzlich viermal um die Sichtachse gedreht. Während einer realen Kalibrierung verbessert sich damit die Trennung (Dekorrelation) der Verzeichnungsparameter [Luh10a, S. 54 ff., S. 65].

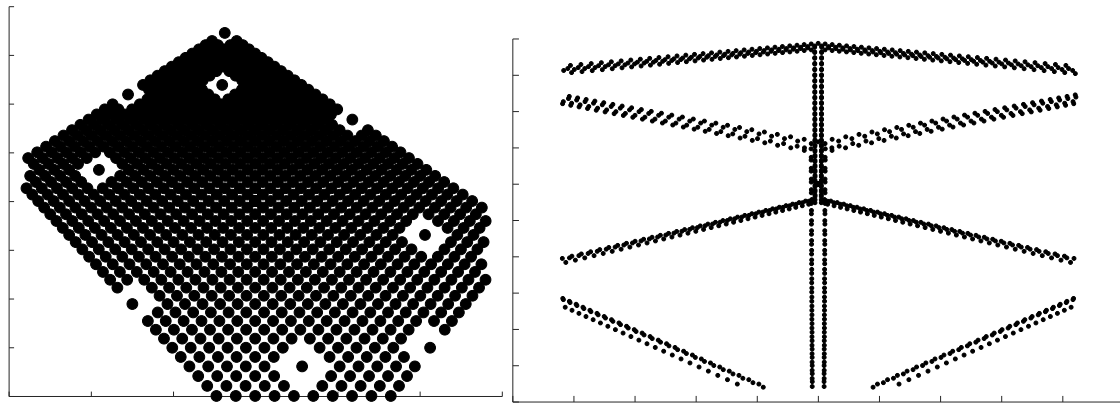


Abbildung 3.7: Numerisch berechnetes Einzelbild. Links: Kalibrierebene. Rechts: Kalibrierkubus.

Dieser Datensatz besitzt etwa 100 numerische Bilder. Zwei solcher Einzelaufnahmen sind in Abbildung 3.7 dargestellt. Der linke Bildbereich zeigt eine Kalibrierebene, der rechte Teil einen Kalibrierkubus.

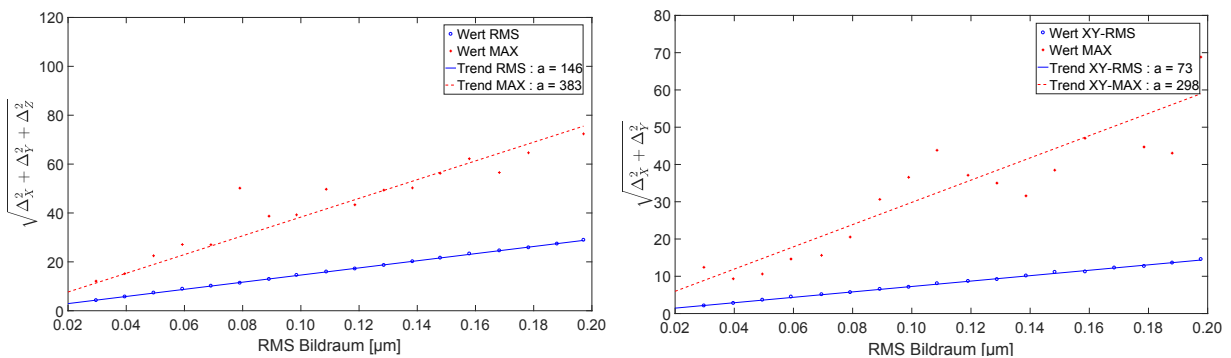


Abbildung 3.8: Simulierter Zusammenhang zwischen dem Zielmarkenmittelpunktrauschen (RMS-Bildrauschen) und Objektraumgenauigkeit. Links: 3D-Kubus. Rechts: 2D-Ebene.

Abbildung 3.8 zeigt den simulierten Zusammenhang zwischen der Unsicherheit des Zielmarkenzentrums und der erreichbaren Genauigkeit im Objektraum nach einer Kamerakalibrierung. Der

³Die erreichbare Zentrumsgenauigkeit variiert je nach Wahl der Ray-Tracing-Software und deren Version. Etwaige Untersuchungen sollten die Farbtiefe, Antialiasing Stufe, 8, 12, 16 Bit/Pixel Datentypen, den verwendeten Filter und seine Größe untersuchen. Eigene Untersuchungen fanden dabei systematische Fehler in der Größenordnung von bis zu 1/4px.

linke Teil der Abbildung ist das Ergebnis des 3D-Kalibrierkörpers, rechts der 2D-Kalibrierebene. Das ausgewiesene Signifikanzniveau des Objektraums liegt jeweils bei 95 %. Die Werte der Abszissenachse entsprechen einem sukzessiv angehobenen Gauß-Rauschen im Zielmarkenmittelpunkt. Die Addition der Rauschkomponente erfolgt in allen Zielmarkenzentren aller Aufnahmen. Im photogrammetrischen Umfeld ist die Wirkung eines verrauschten Bildpunktes auf die resultierende 3D-Koordinate bereits ausgiebig erforscht und kann für den zweidimensionalen Fall wie in Abbildung 3.9-links visualisiert werden:

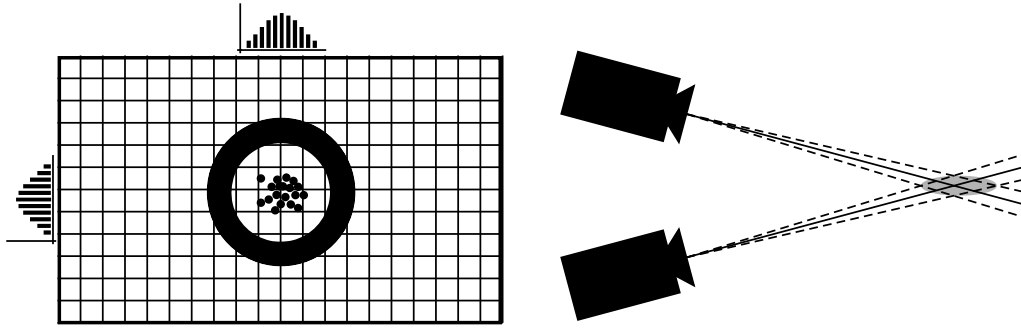


Abbildung 3.9: Die Wirkung des Zielmarkenmittelpunktrauschens auf die Schnittgenauigkeit. Links: Normalverteiltes Zielmarkenmittelpunktrauschen im Bildraum. Rechts: Entstehung der Fehlerellipse bei ungenauen Strahlenschnitten aus zwei Bildern.

Anstatt einer fehlerfreien Bildmessung entsteht im Bildraum eine zweidimensionale Wahrscheinlichkeitsverteilung des Zielmarkenzentrums in Form einer Fehlerellipse. Dessen mittlerer Punktfehler ist $\sigma_{xy} = \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}$. Wenn ein und derselbe fehlerfreie Punkt aus zwei zueinander überlappenden Aufnahmen gemessen wird, dann lässt sich dessen Position relativ zu den Kamerapositionen als Vorwärtsschnitt bestimmen. Im zweidimensionalen Beispiel der Abbildung 3.9-rechts ist dies der Schnittpunkt der durchgezogenen Linien. Bei verrauschten Beobachtungen entsteht ein divergierender Verfolgungsstrahl (gestrichelte Linien). Diese treffen sich nicht mehr in einem einzigen Punkt, sondern in einer Fehlerellipse (grau hinterlegt). Das Zentrum dieser Zielmarke liegt mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit innerhalb dieser Fehlerellipse. Deren Fläche nimmt zu, sobald die Verfolgungsstrahlen durch eine höhere Standardabweichung der Bildmessung stärker divergieren oder sich in einem spitzeren Winkel (entspricht kleinerer Basis) treffen. Damit ist auch die berechnete Position dieses Punktes ungenauer. In der dreidimensionalen Rekonstruktion bildet sich ein Fehlerellipsoid mit einem Fehlervolumen. Der Wert $\sqrt{\Delta\mathbf{X}^2 + \Delta\mathbf{Y}^2 + \Delta\mathbf{Z}^2}$ bildet als Abweichung zur Referenz die Ordinate der Abbildung 3.8.

Zusammenfassend gilt, dass ungenaue Messungen im Bildraum sich zwangsläufig negativ auf die Genauigkeit im Objektraum auswirken. Daher liefert ein steigendes σ_{xy} auch steigende Ordinatenwerte im Objektraum. Der Trend ist für beide Simulationen näherungsweise linear und lässt sich durch die Berechnung einer ausgleichenden Gerade approximieren⁴. Für die simulierte Fehlerrechnung gilt somit, dass für den Kalibrierkubus jeder μm (Rauschen) im Bildraum zu $\approx 146\mu\text{m}$ RMS im Objektraum führt. Im Falle der Kalibrierebene sind es lediglich $\approx 73\mu\text{m}$, da hier die deutlich ungenauere dritte Dimension vollständig vernachlässigt ist.

⁴Dies ist eine Ausnahme und darf nicht auf andere Szenarien oder Konfigurationen verallgemeinernd übertragen werden.

3.4 Kreisförmige Zielmarken

In der [BBA](#) erfolgt die Parameterberechnung mithilfe von Strahlenschnittbedingungen. Als Signalisierung solcher Strahlenenden werden im Bereich der optischen Messtechnik, allen voran in der Nahbereichsphotogrammetrie, auf Ebenen abgebildete (gedruckte) 2D-Kreiszielmarken verwendet. Diese zeichnen sich, wie in [\[Cla94, Luh14\]](#) aufgezählt, durch eine Vielzahl positiver Eigenschaften aus. Gemäß [\[Len88, Tri89, Luh10b\]](#) werden so unter optimalen Bedingungen Genauigkeiten von $1/100 - 5/100\text{px}$ erreicht. [Abbildung 3.10](#) zeigt eine kodierte Zielmarke. Der Code (außen) dient zur widerspruchsfreien Identifizierung und erleichtert damit die Zuordnung der Punkte in mehreren Bildern. In der Mitte befindet sich ein Kreis. Zur Bestimmung dessen Zentrums existieren mittlerweile mehrere unabhängige Algorithmen, wie z. B. die Berechnung der Momente [\[Hu62\]](#). Gemäß [\[WH86\]](#) ergibt sich daraus das Zielmarkenzentrum als gewichteter Mittelwert:

$$x_m = \frac{\sum x_i g_i}{\sum g_i} \quad (3.59)$$

$$y_m = \frac{\sum y_i g_i}{\sum g_i} \quad (3.60)$$

Nach [\[Maa92, S. 91\]](#) lassen sich durch Varianzfortpflanzung die Standardabweichungen der Mittelpunktkoordinaten in Abhängigkeit eines mittleren Grauwertfehlers σ_g berechnen:

$$\sigma_{x_m} = \frac{\sqrt{\sum (x_i - x_m)^2}}{\sum g_i} \sigma_g \quad (3.61)$$

$$\sigma_{y_m} = \frac{\sqrt{\sum (y_i - y_m)^2}}{\sum g_i} \sigma_g \quad (3.62)$$

Eine ähnliche Aussage findet sich auch in [\[CCF94\]](#), wobei die Autoren dieses Artikels auch Quantisierungsfehler sowie mögliche Kovarianzen berücksichtigen. Durch Auswertung der Kovarianzmatrix gemäß [\[HG92, S. 654ff.\]](#):

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \frac{\sum (x_i - x_m)^2}{n} + \frac{1}{12} & \sum (x_i - x_m)(y_i - y_m) \\ \sum (x_i - x_m)(y_i - y_m) & \frac{\sum (y_i - y_m)^2}{n} + \frac{1}{12} \end{bmatrix} \quad (3.63)$$

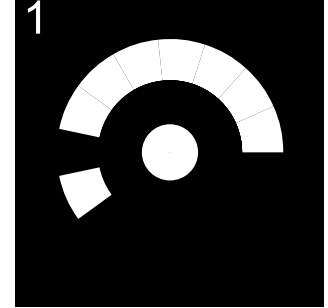


Abbildung 3.10: Kreiszielmarke mit kodiertem Muster.

lassen sich ausgehend von kartesischen Koordinaten die Halbachsen A, B und die Orientierung θ der Ellipse bestimmen:

$$\lambda = \sqrt{(M_{11} - M_{22})^2 + 4M_{12}^2} \quad (3.64)$$

$$A = \sqrt{8} \sqrt{M_{11} + M_{22} + \lambda} \quad (3.65)$$

$$B = \sqrt{8} \sqrt{M_{11} + M_{22} - \lambda} \quad (3.66)$$

$$\theta = \begin{cases} \arctan \left(\frac{M_{22} - M_{11} + \sqrt{(M_{22} - M_{11})^2 + 4M_{12}^2}}{2M_{12}} \right) & \text{für } M_{22} > M_{11} \\ \arctan \left(\frac{2M_{12}}{M_{11} - M_{22} + \sqrt{(M_{11} - M_{22})^2 + 4M_{12}^2}} \right) & \text{sonst} \\ 0 & \text{Zähler oder Nenner} = 0 \end{cases} \quad (3.67)$$

Als weiteres Verfahren zur Bestimmung von Zielmarkenzentren wird in [AR99] eine Ellipsenausgleichung mit der Kleinste-Quadrate-Methode gemäß Abschnitt 3.1 beschrieben.

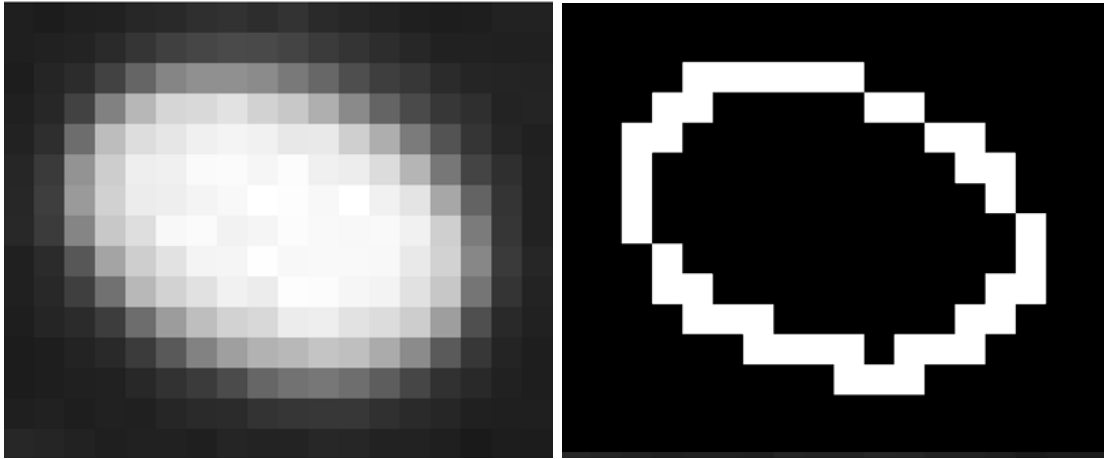


Abbildung 3.11: Links: Grauwertmatrix einer Ellipse. Rechts: Berechnete Ellipsen-Kontur.

Abbildung 3.11-links zeigt hierzu die Grauwertmatrix eines im Bild gefundenen Grauwertpeaks. Zur Berechnung der Näherungswerte für die Linearisierung der Bedingungsgleichungen können die Ergebnisse der Gleichungen 3.59, 3.60, 3.65, 3.66 und 3.67 verwendet werden. Die Beschaffung der Beobachtungen kann wie im rechten Teil des Bildes dargestellt, aus der Ellipsenkontur mithilfe der Algorithmen von [SF68, Can86] oder ähnlichen Operatoren erfolgen. Die dabei erreichbare Genauigkeit für einen Einzelpunkt ist zunächst durch den Pixelabstand begrenzt. Bei Annahme einer optimalen Binarisierung und einer Gleichverteilung der Fehler $\sigma = \pm 1/2$ gilt für die Konturdetektion eines Pixels der Abszisse [Len88]:

$$\sigma_{x_i}^2 = \int_{x=-\sigma/2}^{\sigma/2} x^2 dx \Big/ \int_{x=-\sigma/2}^{\sigma/2} dx = \left(\frac{1}{2}\right)^2 \frac{1}{12} \quad (3.68)$$

Eine Steigerung der Genauigkeit ist unter eingeschränkten Bedingungen [CCF94, MJ94, Sch07, Hec05, S. 50 ff.] mit einer Subpixel-Kantendetektion bei Grauwertbildern [DG90] möglich.

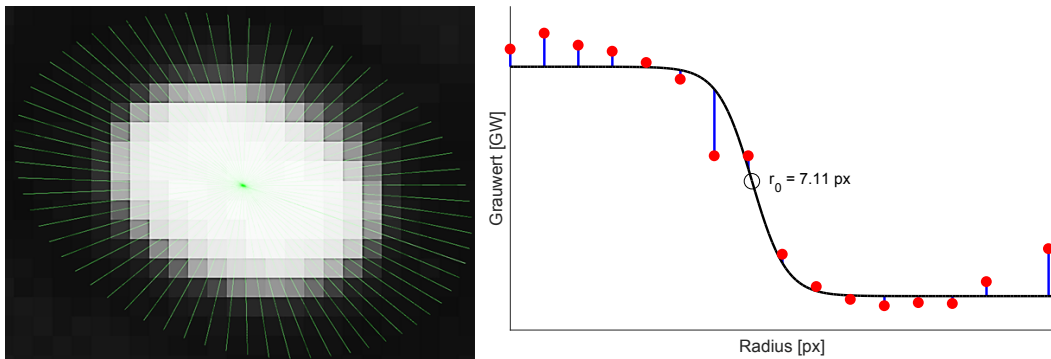


Abbildung 3.12: Links: Dargestellte Konturlinien. Rechts: Ausgleichende Berechnung der Konturlinie.

Hierzu werden, wie in Abbildung 3.12-links beispielhaft dargestellt, Linien näherungsweise orthogonal zur Kreiskontur berechnet. Diese Linien durchlaufen einzelne Pixel. Deren Grauwert bildet die Ordinate in Abbildung 3.5-rechts. Die Abszisse bildet sich aus diskreten (Pixel) Abständen entlang der Linie. Im nächsten Schritt wird innerhalb dieses Verlaufs eine Funktion approximiert. Diese kann beliebig viele Formparameter enthalten. In der Praxis ist die Anzahl zusätzlicher Parameter jedoch durch die Anzahl der zur Verfügung stehenden Messungen stark beschränkt. Eine weitere Einschränkung ist die Kombination verschiedener Einheiten, die in jeder KQ-Berechnung implizit mitgeführt werden. Um gemischte Einheiten zu vermeiden, empfiehlt es sich, entweder die Beobachtungen wie in [Sch29] nahegelegt umzurechnen oder eine abschließende Varianzkomponentenschätzung [Kub67b] durchzuführen. Im oben genannten Beispiel besitzt die Kontur 16 unabhängige Beobachtungen. Die zu approximierende Funktion ist in diesem Fall tanh mit drei Parametern a_0 , r_0 und g_0 :

$$g_i + v_i = a_0 \tanh(r_i - r_0) + g_0 \quad (3.69)$$

Dabei bildet a_0 eine Stauchung samt Vorzeichen, r_0 den Abszissen- und g_0 den Ordinatenversatz. Der Abszissenversatz r_0 liefert die Subpixel-Kanteninformation für das aktuelle Grauwertprofil samt der erreichten Genauigkeit. Um stark korrelierte Messungen zu vermeiden, darf die benötigte Zahl der Linien nicht wesentlich die Anzahl der Konturpunkte überschreiten. In diesem Fall würden mehrere Linien durch die selbe Pixelfläche verlaufen und somit nicht (real) zum Freiheitsgrad des Gleichungssystems beitragen. Eine Abschätzung der benötigten Winkelschrittweite kann mit der Bogenformel in Abhängigkeit vom Radius r geschehen:

$$\alpha = \frac{180 \cdot \text{Bogenstück}}{\pi \cdot r} = \frac{180 \cdot 1\text{px}}{\pi \cdot r} \quad (3.70)$$

Diese Formel ist nur eine Abschätzung der Unterteilung. Daher kann es nach wie vor vorkommen, dass mehr als eine Linie dasselbe Pixel durchläuft. Diese übrig gebliebenen Korrelationen müssen entweder in einem weiteren Prozessierungsschritt entfernt oder in der Ausgleichung durch \mathbf{Q}_1 berücksichtigt werden.

Nach Berechnung der ausgleichenden Ellipsenparameter muss noch geprüft werden, ob die in diesem Punkt geltende EE die Projektziele behindern könnte.

3.5 Exzentrizität kreisförmiger Zielmarken

Kapitel 3.4 beschreibt die in dieser Arbeit verwendeten und in der Photogrammetrie stark verbreiteten Kreiszielmarken. Eine der frühesten Applikationen solcher Zielmarken ist in [Kag81] dokumentiert. Der Autor beschreibt ein Verfahren, um Komponenten einer Bohrplattform entlang einer Achse auszurichten, damit Rohre, wie in Abbildung 3.13 dargestellt, durch kreisförmige Aushebungen durchgeschoben werden können. Ziel dieser Arbeit ist, die 3D-Koordinaten jener Aushebungen photogrammetrisch zu berechnen. Der Autor hat die Berechnung streng mathematisch gelöst, indem er die Kontur dieser Aushebungen samt Kameraposition als ausgeglichenen Kegelschnitt berechnete. Der im Folgenden beschriebene Exzentrizitätsfehler tritt bei einer solchen Berechnung nicht auf. Bei Zielmarken, deren Kreismittelpunkt wie in Kapitel 3.4 nur aus der bildseitigen Kontur mit Bildverarbeitung berechnet wird, fand [Zho86] den in Abbildung 3.14 dargestellten Effekt.

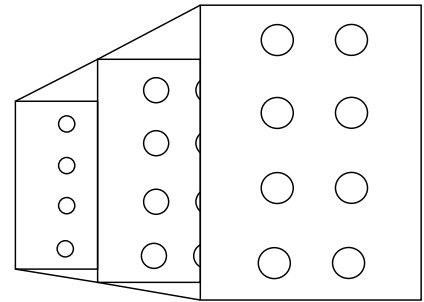


Abbildung 3.13: Komponenten einer Ölbohrplattform.

Darin ist (a) eine ebene Kreiszielmarke im Objektraum. Wenn diese Zielmarke während der Aufnahme nicht parallel zur Sensorebene orientiert ist, entsteht durch die projektive Abbildung ein elliptisches Abbild (b) in der Sensorebene. Der Abbildungsstrahl des Mittelpunktes verläuft über den Brennpunkt und berührt die Sensorebene im wahren Zielmarkenmittelpunkt (d). Die in Kapitel 3.4 beschriebenen Methoden zur Berechnung des Mittelpunktes aus den Grauwerten liefern das virtuelle Zielmarkenzentrum (e). Der Widerspruch zwischen dem wahren und dem virtuellen Zielmarkenzentrum wird als Zielmarken-, Ellipsen- oder Abbildungsexzentrizität (EE) bezeichnet. Gemäß [Dol97] ist es für Projekte mit sehr hohen Genauigkeitsvorgaben notwendig, Einflüsse zu untersuchen, die bildseitige Fehler von $1/30\text{px}$ und weniger besitzen. Hierzu gehört im Nahbereich auch die EE. Daher muss der Photogrammeter die Aufnahmekonfiguration so planen, dass der Betrag der EE unterhalb der radiometrischen und geometrischen Sensorgenauigkeit liegt. Dies ist in der Praxis nur in wenigen Fällen realisierbar, da ein generelles EE-Minimum nur dann erreicht wird, wenn die Zielmarken im Objektraum parallel zur Sensorebene verlaufen oder der Durchmesser klein genug gewählt wird. Meist sind weder Aufnahmestandpunkte noch Zielmarkendurchmesser vollständig frei wählbar. Bei hohen Maßstabsunterschieden wären weit entfernte Zielmarken in einer starren Konfiguration zu klein für die Detektionsalgorithmen. Im Gegenzug steigt durch größere Zielmarken auch die Anzahl verwendbarer Konturpunkte und somit auch der Freiheitsgrad einer Ellipsenausgleichung. Dadurch wird das Zentrum bei rauschstarken Sensoren signifikanter bestimmt.

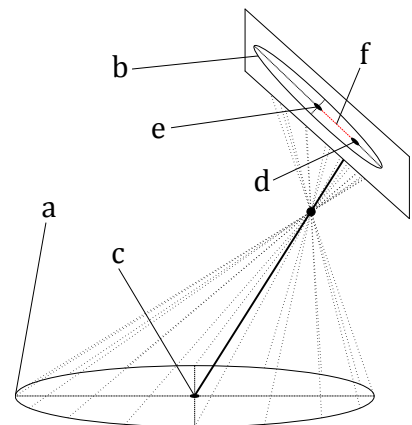


Abbildung 3.14: Abbildungsexzentrizität entsteht aus projektiver Abbildung eines Kreises in die Ebene. Quelle: [Dol96]

Aufgrund des hohen Automatisierungsgrades durch die Bildverarbeitung finden kreisförmige Zielmarken auch heute noch Verwendung. Zur Korrektur der dabei nicht zu vermeidenden systemati-

schen **EE**-Fehler gibt es verschiedene Vorschläge. In [Do196] findet sich eine veröffentlichte Formel, die eine Approximation des **EE**-Betrags in Abhängigkeit von Kamerakonstante, Durchmesser, Aufnahmeabstand und Schnittwinkel mit der Zielmarkenebene ermöglicht. Ohne eine dazugehörige Wirkungsrichtung ist eine Korrektur der **EE** jedoch nicht möglich. Dennoch können mithilfe dieser Abschätzung die Positionen der Kameras, die Brennweiten der Objektive und die Zielmarkendurchmesser so festgelegt werden, dass die **EE** die Vorgaben des Projektes nicht einschränkt. In [Len88] wird die **EE** dagegen als Vektor im Kamerasystem modelliert. Hierzu sind neben äußerer Orientierung der Kamera noch der Bildmarkenradius im Objektraum und der Abstand der Linse zur Abbildungsebene (Bildweite) erforderlich. Zum heutigen Zeitpunkt existieren viele Aufsätze wie [AWK99] zur Kompensation der **EE**. Die meisten basieren wie [Kag81] auf projektiver Geometrie und führen wie [OF04] zusätzliche Parameter ein, um die Abbildungseigenschaften der Optik und des Sensors zu berücksichtigen. Hierzu sind allerdings auch angepasste Formeln der **BBA** notwendig, die einen deutlich höheren Rechenaufwand mit sich bringen. Auch gab es immer wieder das Bestreben, sich von der **EE** und deren Perspektivverzerrungen mithilfe von kugelförmigen Zielen zu lösen. In [Luh14, MM16] konnte jedoch nachgewiesen werden, dass auch diese über einen **EE**-Fehler verfügen.

Die Auswirkungen nicht behobener **EE** auf die einzelnen Parameter waren mehrmals Gegenstand von Untersuchungen. In [Len88] wird vermutet, dass dadurch die Parameter der **BBA** verfälscht werden. Dieser Nachweis ist in [Do196] mithilfe einer Simulationsrechnung aus wenigen Objekt- und Aufnahmestandpunkten erbracht. Die vorliegende Arbeit strebt dagegen eine vollständigere Erfassung des **EE**-Einflusses auf Bildmessung, Objekt- und Kamerageometrie in Kombination mit ebenen und quaderförmigen Kalibrierkörpern an. Dies wird in Kapitel 5.3 zuerst anhand von numerischen Simulationen und einer darauf folgenden Realkalibrierung erreicht. Neben der **EE** gibt es weitere Ursachen, die zu systematischen Fehlern führen. Zum Nachweis solcher Fehler wird in dieser Arbeit eine auf statistischem Lernen basierende Methode beschrieben. Die hierzu gehörende Theorie wird nun im nachfolgenden Unterkapitel erläutert.

3.6 Statistisches Lernen

Dieses Unterkapitel dient als eine knappe Einführung zu den Grundlagen statistischer Lernverfahren bzw. Machinelles-Lernen (**ML**) (engl: Machine-Learning). Dabei geht es zunächst nicht um deren Anwendung in der Photogrammetrie, vielmehr sollen die in Kapitel 4 verwendeten Begriffe an kurzen, abstrakten Beispielen erläutert werden.

ML ist eine junge Wissenschaft. Sie basiert wie die Ausgleichsrechnung auf Methoden der Statistik, Stochastik, Numerik und der mathematischen Optimierung. In der kurzen Periode hat sich **ML** so etabliert, dass es aus vielen Bereichen unseres Lebens kaum mehr wegzudenken ist. Die dabei gestellten Forderungen an den Nutzer sind vergleichsweise gering. In [AM12] sind nur drei Voraussetzungen genannt:

- Die Daten besitzen ein Muster.
- Es existiert keine mathematische Beschreibung.
- Es stehen genügend Daten zur Verfügung.

Die ersten zwei Forderungen werden jedoch gleich relativiert. Sobald kein Muster existiert, liefert der Prozess ein Ergebnis, das dem Zufallsschätzer gleicht. Beispielsweise wäre die Voraussagerate im Falle einer fairen Münze mit einer hinreichend großen Stichprobengröße exakt 50 %. Wenn eine mathematische Beschreibung für das Muster vorliegt, dann sollte diese auch implementiert werden. Zwar wird es auch möglich sein, dieses Muster mithilfe von ML zu reproduzieren, in der Regel wird jedoch die benötigte Stichprobengröße wesentlich höher sein, wenn Ergebnisse von gleicher Qualität wie der direkten Lösung erzielt werden müssen. Die letztgenannte Forderung ist tatsächlich eine starke Limitierung. Zur Abschätzung des Datenbedarfs beschreiben die folgenden Unterkapitel zunächst die im ML gängigen Begriffe.

3.6.1 Klassifizierung

Im ML wird von Klassifizierung gesprochen, wenn ein- oder mehrdimensionale Punkte einer Stichprobe aufgrund ihrer Merkmale in Kategorien sortiert werden. Diese Aufgabe ist ziemlich allgemein formuliert. Tatsächlich existiert hierzu eine große Forschungsgemeinde mit vielen Ansätzen und Lösungen. Diese Arbeit verwendet Verfahren aus der Kategorie „Überwachtes Lernen“. Sie sind für Aufgabenstellungen optimiert, bei denen die Klassenbezeichnung für den Großteil des Datensatzes festgelegt ist. Die übrigen, noch nicht klassifizierten Punkte werden aufgrund ihrer Merkmale in bestehende Kategorien sortiert.

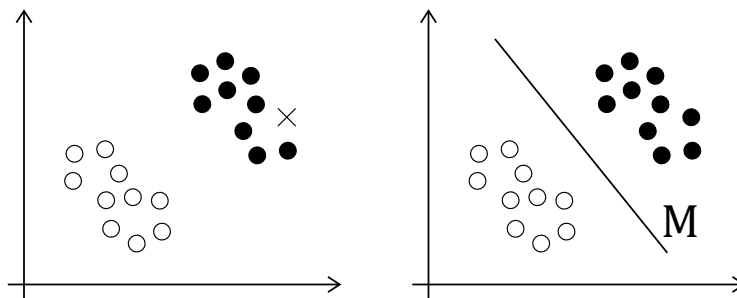


Abbildung 3.15: Links: Ein Datensatz bestehend aus zwei Klassen und einem noch nicht klassifizierten Punkt. Rechts: Klassifizierung mit einem Linienmodell.

Abbildung 3.15-links zeigt hierzu ein Beispiel mit $n_p = 20$ Punkten. Dargestellt in einem ebenen Koordinatensystem, fallen die Punkte in jeweils zwei Kategorien (Klassen) $y = [y_1 \ y_2]^T \in \{0, 1\}$, gefüllter und ungefüllter Kreis. Jeder Punkt hat zwei Merkmale $x = [x_1 \ x_2]^T \in \mathbb{R}^2$. Das Kreuz ist ein Punkt, dessen Klassenzugehörigkeit zunächst unbekannt ist. Die Einordnung erfolgt aufgrund der zur Verfügung stehenden Daten. Eine Klassifizierung kann wie in Abbildung 3.15-rechts erfolgen. Beide Anhäufungen werden mit einer imaginären Linie M getrennt. Die vom Ursprung des Koordinatensystems betrachteten, über der Linie liegenden Punkte gehören wahrscheinlich zur Klasse der gefüllten Kreise, die unter der Linie verbleibenden Punkte zur ungefüllten Klasse. Mit dieser Annahme gehört der noch nicht klassifizierte Punkt wahrscheinlich zur Klasse der gefüllten Kreise.

3.6.2 Growth-Function als Indikator für Modellkomplexität

Das in Abbildung 3.15 gezeigte Beispiel ist simpel, da das Linienmodell sich durch drei Parameter⁵ definieren lässt. Im nächsten Schritt muss geklärt werden, ob sich alle möglichen zwei Klassenmuster in der Ebene nur mit einer einzigen Linie reproduzieren lassen. Diese Annahme ist widerlegbar. Wie Abbildung 3.16-links zeigt, können schon vier Punkte so positioniert werden, dass sich deren Muster nicht durch eine einzige Linie reproduzieren lässt.

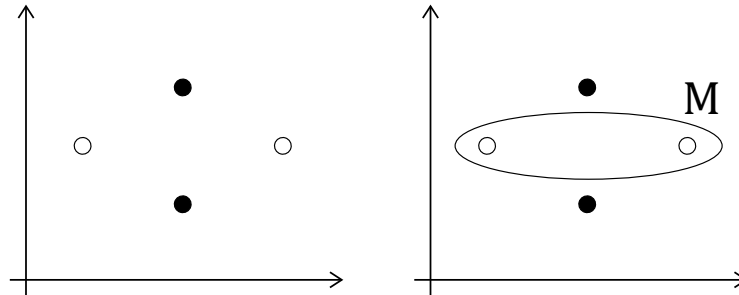


Abbildung 3.16: Links: Linear nicht separierbarer Datensatz. Rechts: Klassifizierung durch ein komplexeres Modell. Quelle: [Vap00, S. 81]

Im ML wird diese Eigenschaft als Bruchpunkt eines Schätzers bezeichnet. Es ist die Punktzahl, ab der das gewählte mathematische Modell nicht mehr alle möglichen Muster erzeugen kann⁶. Nach dieser Definition ist der Bruchpunkt einer 2D-Linie vier. Um das Muster dennoch klassifizieren zu können, bedarf es einer Anpassung des Modells oder der Features. Im rechten Teil der Abbildung erhält das Modell zusätzliche Freiheitsgrade in Form von Parametern, um dieses Muster nachbilden zu können. Ein wiederholter Versuch kann in der Ebene Muster erzeugen, die nicht durch die fünf Ellipsen-Parameter reproduzierbar sind und somit Modelle mit mehr Freiheitsgraden notwendig machen. Diese Logik nutzt [VC68], um eine Growth-Funktion G zu definieren. Der Wertebereich von G hängt von zwei Eingangsgrößen ab: der Anzahl zur Verfügung stehender Punkte n_p und der VC-Dimension d_{vc} (\approx Anzahl unabhängiger Parameter eines Modells) [Vap79]. G gibt somit an, wie viele sich voneinander unterscheidende Punktmuster ein mathematisches Modell maximal erzeugen kann.

3.6.3 Hoeffding-Ungleichung

Vorhergehende Beispiele machten deutlich, dass komplexere Muster nur dann reproduziert werden können, wenn das mathematische Modell über genügend Freiheitsgrade in Form von Parametern verfügt. Aus der Ausgleichsrechnung ist bereits bekannt, dass Schätzer für jeden unabhängigen

⁵Eine Beschreibung mit nur zwei Parametern (z. B. Punkt und Steigung) ist bei numerischen Anwendungen selten sinnvoll, da eine zunehmende Steigung sich äußerst ungünstig auf die Konditionszahl des Gleichungssystems auswirkt. Ferner resultiert eine Klassentrennung entlang der Ordinate in unendlicher Steigung, die ebenfalls nicht sinnvoll wiederverwertbar ist.

⁶Dieser Begriff ist im ML anders definiert als in der Ausgleichsrechnung. Im ML ist damit die zuvor beschriebene Fähigkeit, eine bestimmte Menge zu „zerschmettern“ (engl: shattered set), gemeint. Die Ausgleichsrechnung definiert damit die Toleranz eines Schätzers gegenüber Ausreißern.

Parameter (optimistisch gesehen) etwa zehn oder mehr unabhängige Beobachtungen benötigen. Dies wird mit der Hoeffding-Ungleichung [Hoe63] wie folgt ausgedrückt:

$$\mathbb{P}[|W - N| < \epsilon] \leq 2e^{-2n_p\epsilon^2} \quad (3.71)$$

Die Wahrscheinlichkeit \mathbb{P} , dass die Betrags-Differenz $|W - N|$ zwischen der wahren, jedoch stets unbekanntem Fehlerrate W und der im Training numerisch bestimmten Fehlerrate N größer ist als ein vorgegebener Schwellenwert ($\epsilon; 0 < \epsilon < 1$), sollte möglichst gering sein. \mathbb{P} ist abhängig von ϵ^2 und der Anzahl verfügbarer Punkte n_p . Im Laufe des Schätzprozesses ist nur N bekannt. Dieser Wert ist ein Proxy für die unbekanntem W und diejenige Größe, nach der minimiert wird. Daher ist es notwendig, dass $|W - N|$ nicht nur sehr klein wird, sondern auch, dass diese Behauptung so sicher wie möglich gefällt wird. Aus diesem Grund muss auch die rechte Seite der Ungleichung so gering wie möglich bleiben. Bei zu hohen Werten wäre das Ergebnis des Schätzers ebenfalls frei von Bedeutung. Wenn jedoch auf der linken Seite ein kleiner Wert für ϵ gewählt wird, wächst das Risiko einer ungünstigen Schätzung $|W - N| > \epsilon$ auf der rechten Seite mit ϵ^2 quadratisch. Eine weitere, wesentliche Einschränkung dieser Ungleichung ist, dass sie nur für einen Versuch gültig ist. Viele Schätzalgorithmen erreichen optimale Ergebnisse auf iterativem Wege. In der ersten Iteration erfolgt zunächst eine Initialisierung der Parameter aus zufällig gewählten Zahlen $[0, 1]$. Nachfolgende Iterationen passen die Parameter an, damit sie zunehmend besser zu den Beobachtungen passen. Die Schätzalgorithmen bedienen sich bei den Parametern aus der Menge aller möglichen Hypothesen. Deren Mächtigkeit ist in der Regel unendlich. Zusätzlich steigert jede Iteration aber das Risiko einer Überanpassung. Dabei lernt der Algorithmus die Idiosynkrasie (deterministisches und statistisches Rauschen, Ausreißer usw.) der ihm zur Verfügung stehenden Daten, anstatt sie auf einer höheren Abstraktionsebene zu beschreiben. Dieses Risiko wird für k Versuche ($k \in \mathbb{N} > 0$) wie folgt angepasst:

$$\mathbb{P}[|W - N| < \epsilon] \leq 2ke^{-2n_p\epsilon^2} \quad (3.72)$$

Im Falle einer iterativen Schätzung nimmt k sehr große Werte an. Als dämpfender Faktor steht nur n_p , eine zunehmende Beobachtungszahl, zur Verfügung. Diese geht allerdings nur linear in die Ungleichung ein. Hinzu kommt, dass selbst simple Schätzer wie die Linie unendlich viele Hypothesen erzeugen. Damit ist $k = \infty$. Mit diesen Eingangsvoraussetzungen ist ML nicht praktikabel.

3.6.4 VC-Ungleichung

Der zur Zeit wahrscheinlich wichtigste ML-Beitrag kommt von Vapnik & Chervonenkis (VC). Es handelt sich um die Veröffentlichung einer Argumentationskette [VC68, AM89] mit der die konservative Schranke der Hoeffding-Ungleichung 3.72 herabgesetzt wird. Mit den noch zu erläuternden Schritten lässt sich zeigen, dass k in Ungleichung 3.72 auch durch G ersetzt werden kann, sodass:

$$\mathbb{P}[|W - N| < \epsilon] \leq 4G(2k, d_{vc}) e^{-\frac{n_p}{8}\epsilon^2} \quad (3.73)$$

Für praktische ML-Anwendungen bedeutet dies, dass k jetzt nicht unendlich ist, sondern in der ungünstigen aller Konstellationen 2^{n_p} beträgt. Diese Situation ist jedoch ebenfalls nicht erstrebenswert. Solch flexible Schätzer besitzen keinen Bruchpunkt. In der Ungleichung 3.73 dominiert dann $4G(2k, d_{vc})$ über $e^{-\frac{n_p}{8}\epsilon^2}$ und erzeugt hohe Werte auf der rechten Seite der Ungleichung. Ein Lernprozess ist so nicht möglich. Besitzt der Schätzer einen Bruchpunkt, dann ist G ein Polynom

und unterliegt asymptotisch der Exponentialfunktion. Begründet ist der Tausch von k in G vor allem damit, dass die Ungleichung 3.72 nur den unglücklichsten aller Fälle beschreibt, nämlich dann, wenn sich alle ungünstigen Ereignisse $|W - N| > \epsilon$ summieren und es keine Überlappung der ungünstigen Ereignisse gibt. Während praktischer ML-Anwendung kommt es jedoch tatsächlich zu

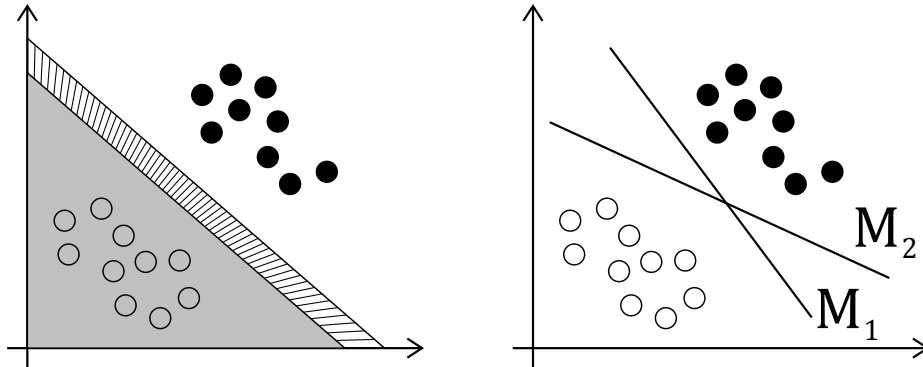


Abbildung 3.17: Links: Wahrer Verlauf der Klassentrennung. Die schraffierte Fläche entspricht einer differenziellen Änderung. Rechts: Zwei von einander verschiedene Modelle erzeugen das gleiche Ergebnis.

starken Überlappungen der negativen Ereignisse. Ein solcher Fall ist in Abbildung 3.17-links dargestellt. Der gefüllte Flächenverlauf entspricht der wahren Hypothese. Der schraffierte Teil zeigt eine leichte Veränderung eines Modells. Offensichtlich ist ein großer Teil aller Ereignisse des gefüllten Modells, aufgrund der kleinen Änderung wahrscheinlich auch für das schraffierte Modell gültig. Aus diesem Grund muss es auch eine starke Überlappung zwischen den ungünstigen Ereignissen geben. In der Praxis sind alle Datensätze begrenzt. Änderungen sind deshalb nur dann sichtbar, wenn ein Punkt in diesem Bereich liegt. Der rechte Abbildungsteil zeigt nun eine tatsächliche Schätzung mit den zur Verfügung stehenden Daten. Die wahre Hypothese ist unsichtbar. Obwohl M_1 und M_2 zwei voneinander verschiedene Hypothesen sind, produzieren sie dasselbe Ergebnis, denn sie erreichen trotz Anpassung der Parameter in N den gleichen Wert. Deshalb wird die Anzahl der Versuche von $k = \infty$ in G , nämlich die Anzahl maximal darstellbarer Muster getauscht. Diese beträgt wiederum höchstens 2^{n_p} . Dadurch wird aber auch deutlich, dass einfache Linien-Schätzer schon mit mehr als drei Punkten nicht alle Muster erzeugen können und G somit in der Regel deutlich kleiner ist als 2^{n_p} . Ein weiterer, sehr wichtiger Vorteil der VC-Theorie ist, dass sie nur weniger Annahmen bedarf. Ihre Aussagen sind unabhängig vom Lernalgorithmus, der Verteilung des Trainingsdatensatzes und der zur lernenden, aber stets unbekanntes wahren Hypothese. Damit limitiert die Anzahl der zur Verfügung stehenden Punkte als einzige bekannte Größe eine mögliche Generalisierung durch den Lernprozess.

3.6.5 Support-Vector-Machines

Den in vorhergehenden Abschnitten beschriebenen Grundgedanken hatten [BGV92] im Sinn, als sie in ihrer Arbeit den Algorithmus Support-Vektor-Maschine (SVM) konzipierten. Dessen Lagrange-Formulierung

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^{n_p} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_p} \sum_{j=1}^{n_p} y_i y_j \alpha_i \alpha_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad (3.74)$$

$$\text{mit } \sum_{i=1}^{n_p} \alpha_i y_i = 0 \text{ und } 0 \leq \alpha_i \leq C. \quad (3.75)$$

mit $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$ findet ein Modell gemäß Abbildung 3.18, so dass die orthogonalen Abstände der Punkte zwischen den Klassen ihr Maximum erreichen [Vap79, S. 388 ff.]. Die Konstante C ist ein Regularisierungsparameter. Üblicherweise wird sie im ML entweder über Brute-Force oder heuristische Verfahren ermittelt. Nach der Berechnung werden Punkte, deren Lagrange-Koeffizienten $\alpha_i \neq 0$ sind, als Stütz-Vektoren (SV) bezeichnet. Deren Lage entspricht dem Grenzverlauf des berechneten Modells. In Abbildung 3.18 sind es die umrandeten Punkte. Ihre Anzahl wird als die VC-Dimension d_{vc} bezeichnet und entspricht ungefähr der Anzahl unabhängiger Parameter. Die mathematische Formulierung der maximalen Klassenabgrenzung sorgt auch in der Regel dafür, dass $d_{vc} \ll n_p$. Als Konsequenz nimmt G geringe Werte an, ohne bei komplexen Mustern an Flexibilität einzubüßen. Dies ist der größte Vorteil von SVM gegenüber anderen Schätzern. Aus diesem Grund wurde er innerhalb kürzester Zeit in vielen ML-Bereichen zum Quasi-Standard erhoben. Unmittelbar nach dessen Einführung meldeten [BCD⁺94], dass ein unmodifizierter SVM-Schätzer bei der Erkennung handgeschriebener Postleitzahlen, Ergebnisse gleicher Qualität liefert, wie handoptimierte neuronale Netze. Ein weiterer Vorteil von SVM gegenüber anderen Schätzern ist die Ungleichung

$$\mathbb{E}[W] \leq \frac{\mathbb{E}[\text{Anzahl (SV)}]}{n_p - 1}, \quad (3.76)$$

die [Vap98, S. 412 ff.] in seinem Buch herleitet. Es handelt sich um eine deutlich verbesserte Form der Ungleichung 3.73, die den Klassifikationsfehler W (berechnet aus mehreren Versuchen) nach oben eingrenzt, ohne, dass hierfür eine Abhängigkeit zu ϵ oder N besteht.

3.6.6 Mehr-Klassen-SVM

Praktische Anwendungen besitzen meistens mehr als zwei Klassen und Merkmale. Als Beispiel für Mehr-Klassen-SVM wird oft die Trennung aller vorkommenden Buchstaben und Zahlen während einer Zeichenerkennung genannt. Doch auch nichttrivial abgrenzbare Klassen mit sehr komplexen

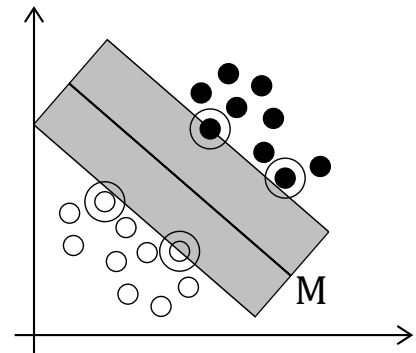


Abbildung 3.18: Optimale Klassenabgrenzung mit SVM.

Mustern, wie das Herzinfarktrisiko eines Patienten oder die Ausfallwahrscheinlichkeit einer Anlage, gehören zu den Aufgabenspektren.

Abbildung 3.19 veranschaulicht das Ergebnis einer SVM-Schätzung mit drei Klassen (K_1, K_2, K_3). Zur Lösung des Mehr-Klassen-SVM existieren verschiedene Strategien. In [Vap98, S. 437 ff.] wird die „Einer-gegen-Alle“-Strategie vorgeschlagen. Dabei wird eine einzelne Klasse von allen anderen Klassen abgegrenzt. Das Training erfolgt dann in der folgenden Kombination: $\{(K_1|K_2 \cup K_3), (K_2|K_1 \cup K_3), (K_3|K_1 \cup K_2)\}$. In der „Alle-Paare“-Konfiguration nach [HT⁺98] $\{(K_1|K_2), (K_1|K_3), (K_2|K_3)\}$ werden einzelne Klassen in allen Kombinationen abgegrenzt.

Unabhängig von der Konfiguration entstehen Widersprüche in den berechneten Modellen. Gründe hierfür sind Ausreißer sowie statistisches- und deterministisches Rauschen. In solchen Fällen beanspruchen mehrere Modelle einen Punkt für sich. Die Behebung dieser Diskrepanzen ist derzeit ein aktives Forschungsgebiet, sodass es noch keinen eindeutigen Konsens darüber gibt, welche Korrekturmethode die günstigsten Widersprüche erzeugt. Die vielversprechendsten Ansätze setzen derzeit auf eine Fehler-Codierung. In [DB95] wird mit „Error-Correcting-Output-Codes (ECOC-SVM)“ eine Hamming-Codierung vorgeschlagen, während [BLR09] mit „Error-Correcting-Tournaments“ zur Fehlerkorrektur Filter-Trees verwenden. Unabhängig vom Korrekturverfahren bietet die „Alle-Paare“-Konfiguration praktische Vorteile. SVM besitzt zwar eine konvexe Zielfunktion, wird jedoch wegen den Karush-Kuhn-Tucker-Bedingungen [KT51] in Gleichung 3.74 mit Quadratischer-Programmierung gelöst. Der in diesem Zusammenhang effizienteste Lösungsansatz ist der „Sequential-Minimal-Optimization“-Algorithmus nach [Pla98], der eine zeitliche Komplexität von $\approx O(n_p^2)$ besitzt. In der „Alle-Paare“-Aufteilung entstehen somit viele Teilaufgaben mit - relativ betrachtet - weniger Punkten, die sich durch Nutzung paralleler Berechnung auf CPU/GPU deutlich effizienter lösen lassen [TGW⁺14].

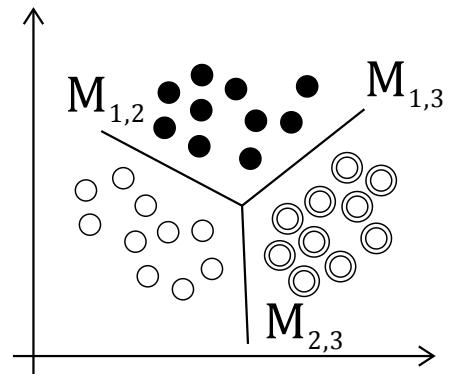


Abbildung 3.19: Beispielhafte Darstellung einer Alle-Paare-Konfiguration mit drei Klassen.

3.6.7 Kernel-Methoden

Identisch zur Erweiterung des Parameterraums in Kapitel 3.6.2 kann auch der Merkmalraum erweitert werden. In [GBV92] sind hierzu Kernel-Methoden vorgeschlagen. Dabei wird das innere Produkt $\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j$ der Gleichung 3.74 mit einem Kernel K ersetzt. K erfüllt die Mercer-Bedingungen [Mer09] Symmetrie sowie positive Semi-Definitheit und hat folgende Form:

$$\mathbf{z}_i^T \mathbf{z}_j = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (3.77)$$

Tabelle 3.3: Gegenüberstellung von Polynomgrad (d), Dimension \mathbf{z} , Stützvektorzahl SV nach einer Klassifizierung und die dabei berechnete Fehlerrate N . Quelle: [Vap98]

Polynomgrad (d)	Dimension \mathbf{z}	Anzahl (SV)	N
1	256	282	8,9%
2	≈ 33.000	227	4,7%
3	$\approx 1 \cdot 10^6$	274	4,0%
4	$\approx 1 \cdot 10^9$	321	4,2%
5	$\approx 1 \cdot 10^{12}$	374	4,3%
6	$\approx 1 \cdot 10^{14}$	377	4,5%
7	$\approx 1 \cdot 10^{16}$	422	4,5%

Zu den am häufigsten genutzten Kernen gehören der Polynomkernel der Gleichung 3.78 und der Gauß-Kernel der Gleichung 3.79:

$$(1 + \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j)^d = (1 + \mathbf{x}_{i,1}\mathbf{x}_{j,1} + \mathbf{x}_{i,2}\mathbf{x}_{j,2} + \dots + \mathbf{x}_{i,m}\mathbf{x}_{j,m})^d \quad \text{mit } d > 0 \quad (3.78)$$

$$e^{-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2} = e^{-\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i} e^{2\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j} e^{-\gamma \mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_j} = e^{-\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i} \sum_{t=0}^{\infty} \frac{(2\gamma)^t (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j)^t}{t!} e^{-\gamma \mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_j} \quad (3.79)$$

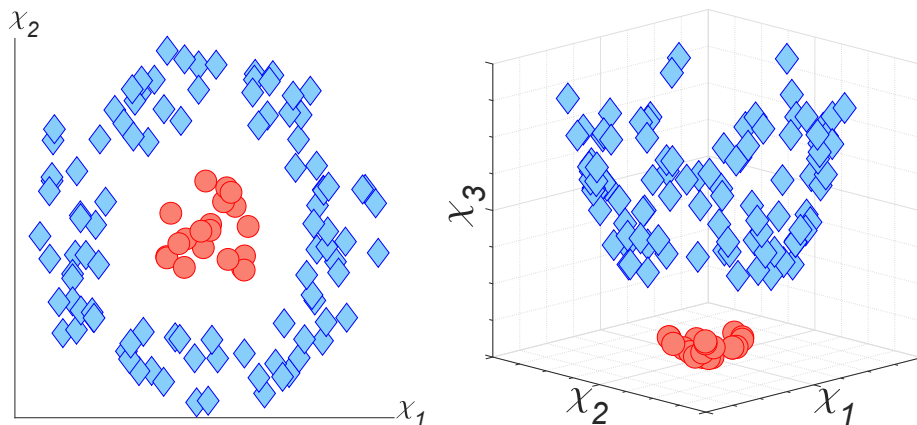


Abbildung 3.20: Links: Datensatz zunächst nicht linear separierbar. Rechts: Erweiterung des Feature-Raums mithilfe von Kernel-Tricks.

Abbildung 3.20-links zeigt beispielhaft einen ebenen Datensatz. Die gewählte Punktanordnung ist nicht durch ein Linienmodell separierbar. Die Trennung erfolgt durch Transformation von \mathbf{x} , so dass $\mathbf{K} : \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{z}, \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3$ mit $\mathbf{z} = (\mathbf{x}_1 | \mathbf{x}_2 | \mathbf{x}_1^2 + \mathbf{x}_2^2)^T$. Abbildung 3.20-rechts stellt das Ergebnis dieser Transformation visuell dar. Gleichzeitig wird erkennbar, dass durch die Erweiterung des Merkmal-raumes um eine Dimension die Klassen nun (nur mit vier Ebenenparametern) trennbar sind, ohne dass es hierbei zum deutlichen Anstieg der SV -Zahl kommt. Vapnik beschreibt diese Eigenschaft noch eindrucksvoller in seinem Buch, aus dem Tabelle 3.3 entnommen ist. Hierbei handelt es sich um eine Zeichenerkennung mit 16x16px-Bildern, sodass $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{256}$. Bei einer systematischen Anhebung des Polynomgrades der Gleichung 3.78 auf 7 lässt sich in \mathbf{z} ein $\approx 1 \cdot 10^{16}$ dimensionaler Merkmalraum erzeugen. Trotz dieser hohen Dimension zeigt der eingesetzte SV -Schätzer keine

nennenswerten Anzeichen der Überanpassung. Im Zusammenhang mit dem Merkmalraum ist der Gauß-Kernel der Gleichung 3.79 ebenfalls erwähnenswert. Dieser lässt sich mit algebraischer Umformung so darstellen, dass die unendlich-dimensionale Transformation $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^\infty$ deutlich wird⁷. Die Auffindung optimaler Kernel-Parameter d und γ erfolgt wie schon beim Regularisierungsparameter mittels Grid-Search oder heuristischen Verfahren.

3.6.8 Beispielauswertung der UND-Funktion

In diesem Abschnitt wird der Nachweis der Restsystematiken in den Verbesserungen einer KQ-Schätzung zunächst an der Bool'schen UND-Funktion verdeutlicht:

$$\text{UND} : \mathbf{X}_T = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, f(\mathbf{X}_T) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{3.80}$$

$$? = f([0 \ 0]) \tag{3.81}$$

In der Gleichung 3.80 werden alle Trainingsdaten in einer $n_p \times 2$ -Trainingsmatrix \mathbf{X}_T zusammengefasst. Deren Kategorisierung bildet $f(\mathbf{X}_T)$, da zunächst ein funktionaler Zusammenhang vermutet wird. Die Matrix \mathbf{X}_T beschreibt eine Wahrheitstabelle. Die erste Zeile mit den Merkmalen FALSCH und WAHR bzw. 0 und 1 liefert in $f(\mathbf{X}_T)$ FALSCH. die gleiche Vorgehensweise gilt für die übrigen Zeilen.

$$\text{train}(\mathbf{X}_T, f(\mathbf{X}_T)) \rightarrow M \tag{3.82}$$

$$\text{validate}(M) \rightarrow \text{Fehlerrate} \tag{3.83}$$

$$\text{predict}(M, [0 \ 0]) \rightarrow 0 \tag{3.84}$$

Nach Aufstellung der Merkmalmatrix und der dazu gehörenden Kategorisierung wird in Gleichung 3.82 das Modell berechnet. Dieser Schritt beinhaltet auch das Auffinden der optimalen Kernel-Parameter γ und d . Im nachfolgenden Schritt wird die Fehlerrate dieses Modells bestimmt. Dieser Schritt ist aus vielerlei Gründen notwendig. Zunächst besitzen viele ML-Algorithmen keine konvexe Zielfunktion und können somit innerhalb der Iteration hin zu einem lokalen Minimum konvergieren.

Ferner kann es auch vorkommen, dass die zur Verfügung stehende Datengrundlage, Wahl der Merkmale oder der Schätzer selbst, keine ausreichende Grundlage bietet, um ein Muster abzuleiten. Zu beachten ist, dass dies sich nicht unbedingt während der Trainingsphase äußern muss. Eine weitere Notwendigkeit der Validierung, ist die Neigung zur Überparametrisierung. Dies ist insbesondere bei neuronalen Netzen der Fall. Während der Trainingsphase werden dann nicht nur allgemeine Eigenschaften der Merkmale, sondern auch deren Idiosynkrasien durch den Schätzer modelliert. Bei vorhandenem Muster und hinreichend großen Datensätzen ist die ermittelte Fehlerrate N ähnlich der in der Validierung ermittelten Fehlerrate. Sind diese Schritte erfolgt, dann kann das Modell für eine Klassifizierung verwendet werden um diejenigen Punkte einzuordnen, deren Klassenzugehörigkeit zunächst unbekannt ist.

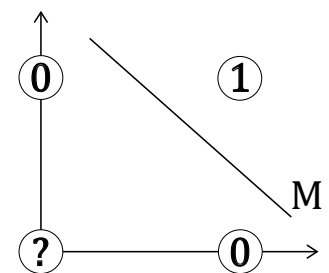


Abbildung 3.21: Visualisierung der UND-Funktion in einem ebenen Koordinatensystem.

⁷Die Terme höherer Ordnung konvergieren jedoch aufgrund der Division mit $t!$ sehr schnell gegen 0.

Diese Schätzung ist in Abbildung 3.21 in einem ebenen Koordinatensystem visualisiert. Die einzelnen Zeilen in \mathbf{X}_T entsprechen den Koordinaten. Der SVM-Algorithmus berechnet das Modell so, dass die Linie die Klassen 0 und 1 mit maximalem Orthogonalabstand trennt. Als Konsequenz dieser Prämisse entsprechen alle über der Linie liegenden Punkte der Klasse 1. Alle anderen Punkte werden zur Klasse 0 gruppiert. Damit wird auch der bisher unbekannte Punkt $[0 \ 0]$ der Klasse 0 zugeordnet.

3.6.9 Vorgehensweise einer praktischen Auswertung

Im ersten Schritt erfolgt die Teilung des Datensatzes. Dies geschieht, bevor auch nur eine einzige Operation durchgeführt wird. Aus dem Gesamtdatensatz wird eine zufällig gewählte Stichprobe entnommen. Deren relativer Anteil beträgt zwischen 15 % und 20 % und bleibt bis zur finalen Validierung unberührt. Es handelt sich um eine Absicherung gegen Fehlinterpretationen und falsch gewählte Modellparameter. Aufgrund der Teilung entstehen zwei neue Datensätze: ein Trainingsdatensatz mit ≈ 80 % und ein Testdatensatz mit ≈ 20 %. Der Trainingsdatensatz wird verwendet um das optimale Modell zu schätzen. Hierzu gehört neben der Wahl des Kernels auch die Auffindung optimaler Kernel-Parameter. Eine zweite Absicherung gegen eventuell vorkommende Überanpassung bietet die Kreuz-Validierung nach [Sto74]. In der abschließenden Kontrolle wird die ermittelte Fehlerrate des Trainingsdatensatzes mit der Fehlerrate des Testdatensatzes verglichen. Es handelt sich um den ersten und den einzigen Schritt, der strenggenommen auch nur einmal durchgeführt werden darf, indem der Testdatensatz zur Anwendung kommt. Bei einer erfolgten Generalisierung des Datensatzes durch die Modellparameter stimmen beide Fehlerraten ungefähr überein. Ist dies nicht der Fall, so gilt im Zweifelsfall die höhere Fehlerrate.

Kapitel 4: Nachweis von Residuensystematiken

Aus der Kleinste-Quadrate-Methode können vielerlei statistische Kennzahlen berechnet werden. Tiefer gehende Analysen der Parameter, Standardabweichungen, Korrelationen und deren Häufigkeitsverteilungen geben Aufschluss darüber, ob die mathematische Modellierung hinreichend ist, um die Projektziele zu erreichen. Defizite äußern sich oftmals durch systematische Restfehler im Bild- oder Objektraum und führen zu Ungenauigkeiten in den daraus abgeleiteten Informationen. Daher ist deren Auffindung und anschließende Behebung notwendig, wenn es darum geht, höchste Genauigkeiten zu erzielen. Die in Kapitel 2.5.2 beschriebenen Ansätze nutzen zur Beschreibung der inneren Orientierung eine zunehmende Anzahl an Parametern. Durch diese Parameter sollen eventuelle Residuensystematiken schon während der Bündelblockausgleichung beschrieben werden. Solche Methoden sind allerdings nicht frei von Nachteilen. Die Zahl der benötigten Zusatzparameter ist unbekannt bzw. stark von der Konfiguration abhängig und muss oft in mehreren Durchläufen ermittelt werden. Damit steigt das Risiko einer Überparametrisierung sowie des Data-Snoopings¹ und der damit verbundenen Wahl falscher Modellparameter.

Diese Arbeit nutzt statistische Lernverfahren, wobei die Grundlagen zu der in diesem Kapitel verwendeten Klassifikation in Kapitel 3.6 zusammengefasst sind. Ein Eingriff in die Routinen der Bündelblockausgleichung zur Nutzung dieser Methode ist nicht notwendig. In den nachfolgenden Abschnitten erfolgt die Erläuterung der Vorgehensweise an einer realen Kamerakalibrierung. Im Anschluss werden die mit dieser Methode erzielten Resultate und die mögliche Eignung dieses Verfahrens in der Praxis diskutiert. Zu erwarten ist, dass eventuell verbliebene Restsystematiken nach der Ausgleichung sich tatsächlich teilweise in den Residuen niederschlagen und sich auch begrenzt mithilfe des gefundenen ML-Modells korrigieren lassen.

4.1 Residuenanalyse durch Klassenbildung

Während der Kalibrierung jeglicher Instrumente - unabhängig davon, ob es ein Laserscanner, Distanzmesser oder Kamerasensor ist - steht der Nutzer oft vor einer Entscheidung: Es gibt gute Gründe, die Daten einer Kalibrierung nicht direkt zu betrachten, sondern nur deren generelle Eigenschaften zu kennen. Hierzu gehören Monotonie, Symmetrie oder etwaige Grenzwerte. Diese lassen sich als Vorgaben in Form von Gleichungen und Ungleichungen während der Kalibrierung einbeziehen. Auf der anderen Seite gibt es auch gute Gründe zu überprüfen, ob sich das Instrument nicht mit zusätzlichen Parametern noch präziser kalibrieren lässt. Beide Standpunkte haben ihre Berechtigung und müssen gegeneinander abgewogen werden. Oft überwiegt jedoch der zweite Fall und es wird nach Parametern und neuartigen Ansätzen gesucht, die besser zum gegebenen Datensatz passen. Das damit verbundene Risiko des Data-Snoopings und einer Überanpassung wird in diesem Fall in Kauf genommen.

¹Dieser Begriff ist im ML anders definiert als in der Ausgleichsrechnung. In der Ausgleichsrechnung ist meist eine statistische Analyse nach [Baa68] gemeint. Im ML und in diesem Kapitel geht es dagegen um das englische Zitat: „if you torture the data long enough it will confess“ [Tul01]. Sinngemäß übersetzt geht darum, dass viele Berechnungsversuche mit denselben Ausgangsdaten die Wahrscheinlichkeit eines negativen Ereignisses (fehlerhafte Schätzung) erhöhen.

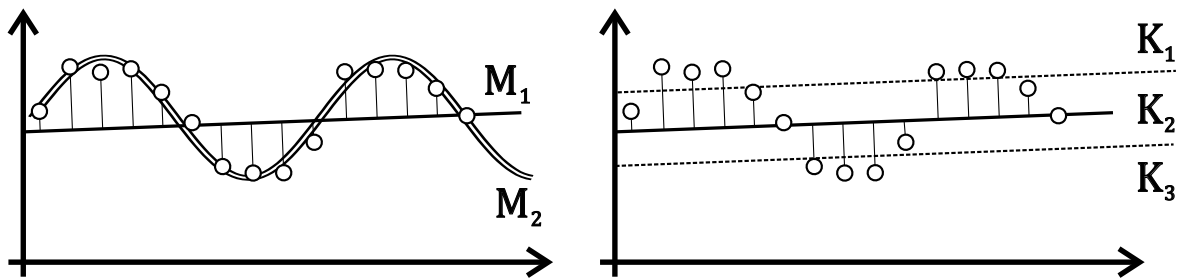


Abbildung 4.1: Links: Modellierung der Residuensystematik als Schwingung. Rechts: Einteilung der Residuen in Klassen.

Abbildung 4.1-links beschreibt einen synthetischen Datensatz. Die Abszissenachse enthält die Referenzwerte. Gemessene Abweichungen zu diesen Referenzwerten entsprechen der Ordinate. Eine manuelle oder semi-automatisierte Kalibrierung erfolgt in der Regel nach folgendem Schema: Im ersten Schritt wird das Standard-Kalibriermodell (hier: ausgleichende Gerade M_1) berechnet. Danach wird überprüft, ob es in den Residuen systematische Muster gibt, indem die Verbesserungen zu den Messwerten in Bezug gesetzt werden. Ist ein Muster erkannt (hier periodische Schwingung), dann lässt sich die Genauigkeit des Instrumentes durch ein komplexeres Kalibriermodell M_2 steigern.

Anders als in bisherigen Beispielen besitzen Residuen keine natürliche Klassenzuordnung. Da die Stärken von ML-Ansätzen vor allem in der Klassifizierung und weniger in der Regression liegen [DBK⁺97], wird eine manuelle Einteilung in Klassen durchgeführt. Die in diesem Beitrag verwendete Methode ist in Abbildung 4.1-rechts dargestellt. Hierbei werden die Residuen je Dimension anhand ihres Betrages samt Vorzeichen eingeteilt. Die Anzahl der Klassen kann über die Gleichung 3.73 approximiert werden. Alternativ könnte eine sinnvolle Klassenzahl auch über „unüberwachtes“ ML mithilfe der Nächste-Nachbar-Klassifikation ermittelt werden.

4.2 Entstehung der zweidimensionalen Bildresiduen

In der Nahbereichsphotogrammetrie ist der Kalibrierprozess mittels BBA durch die VDI/VDE 2634 [Ver02] standardisiert. Deren Kalibrierkörper sind in Kapitel 5.3 beschrieben. In jedem Standpunkt entstehen Aufnahmen, deren Kreiszielmarken mithilfe in Kapitel 3.4 beschriebener Methoden detektiert werden. Das Zentrum wird als zweidimensionale Beobachtung gemäß Kapitel 3.2 in die BBA eingeführt. Je Kamera-Objektiv-Kombination kann es hunderte solcher Aufnahmen geben. Auch für Kamerakalibrierungen gilt die im vorhergehenden Abschnitt beschriebene Vorgehensweise. Zuerst wird mit einem Standardmodell kalibriert. In der Nahbereichsphotogrammetrie ist dies ein Lochkameramodell mit Objektiv. Nach erfolgter BBA entstehen im Bildraum für jede Aufnahme und Zielmarke Residuenvektoren als verbleibende Restabweichungen zum Standardmodell. Abbildung 4.2-links visualisiert die Abweichungen in einem Residuen-Plot. Eine vollständig visuelle Übersicht ist damit nicht möglich, da es sich lediglich um eine einzelne Aufnahme handelt. Der vollständige Datensatz besitzt in diesem Fall ≈ 100 Aufnahmen. Zwar kann der Nutzer zwischen einzelnen Bildern hin- und herschalten, um mögliche Systematiken zu interpretieren, Abhängigkeiten zwischen zwei oder mehreren Bildern werden damit jedoch nur mit hohem Aufwand entdeckt. Manuelle Auswertungen beinhalten außerdem immer das Risiko, dass Nutzer Systematiken sehen,

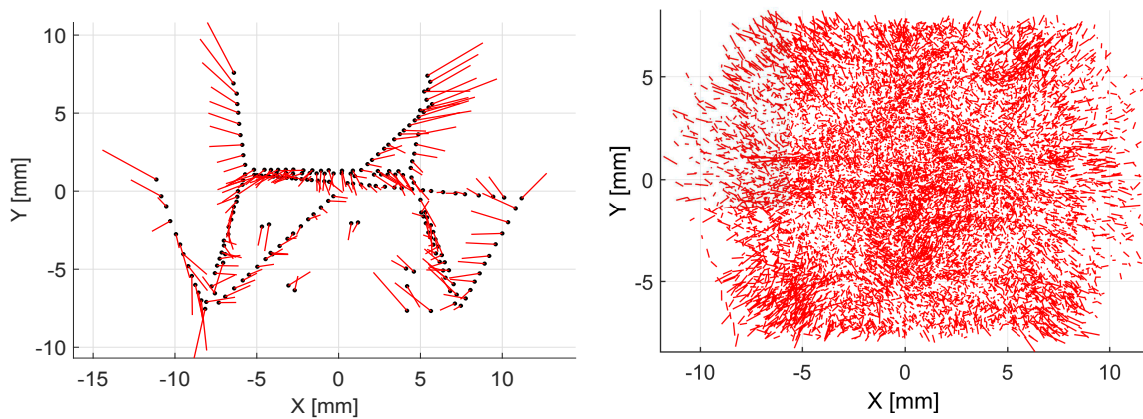


Abbildung 4.2: Skalierte Residuen im Bildraum. Links: Einzelbild. Rechts: Alle Bilder.

die keine statistische Signifikanz besitzen. Üblicherweise ist die Beobachtungszahl in der Nahbereichsphotogrammetrie sehr hoch. Daher ist es nicht einfacher, wenn alle Verbesserungsvektoren in einer Übersicht gemäß Abbildung 4.2-rechts dargestellt werden.

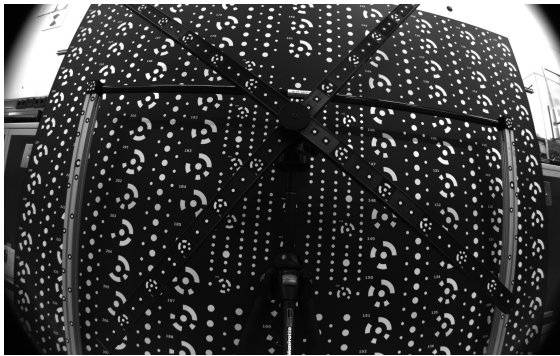
Die Residuenvektoren $(\mathbf{v}_x, \mathbf{v}_y)$ der BBA entstehen in beiden Koordinatenachsen des Bildraums. Um Klassen zu bilden, bestehen verschiedene Möglichkeiten. Im nachfolgenden Beispiel erfolgt die Gruppierung getrennt für jede Koordinatenachse anhand Betrag und Vorzeichen. Alternativ wären auch Gruppierungen über den Orientierungswinkel und Betrag denkbar. Als Merkmale kommen alle Informationen infrage, die einen direkten Einfluss auf die Verbesserung haben könnten. Gleichung 4.1 zeigt eine mögliche Merkmal-Kombination.

$$\mathbf{X}_{T, \mathbf{v}_x} = [\text{Biko} \mid \text{Resi} \mid \text{Obko} \mid \text{Normal} \mid \text{EOR} \mid \text{Quat} \mid \text{IOR}] \quad (4.1)$$

Zur Verbesserung $v_{x,i}$ der Bildkoordinate x_i , gehört die Bildkoordinate y_i (Biko), Verbesserung $v_{y,i}$ (Resi), Objektkoordinate (X_i, Y_i, Z_i) (Obko), Oberflächennormale $(N_{x,i}, N_{y,i}, N_{z,i})$ (Norm), Äußere-Orientierung (EOR), (Quat) $(X_{0,j}, Y_{0,j}, Z_{0,j}, a_j, b_j, c_j, d_j)$ und Innere-Orientierung (IOR). Merkmale, die sich über den ganzen Datensatz nicht ändern, führen zu konstanten Spalten in \mathbf{X}_T . Dies gilt z. B. für die IOR, wenn nur ein einziges Objektiv kalibriert wird. Bei ebenen Kalibrierkörpern besitzen alle Zielmarken ungefähr dieselbe Oberflächennormale. Auf deren Verwendung als Merkmal kann ebenfalls verzichtet werden. Eine so aufgestellte Trainingsmatrix lässt auch durch gezieltes Hinzufügen und Entfernen einzelner Spalten Abhängigkeiten zwischen den Verbesserungen und der jeweiligen Spalte nachweisen.

4.3 Auswertung der Kamerakalibrierung

Abbildung 4.3 zeigt ein Messbild einer Industriekamera, deren Residuen im Folgenden auf Systematiken untersucht werden. Deutlich zu erkennen ist die stark ausgeprägte Radialverzeichnung des verwendeten Objektivs. Es stellt sich insbesondere die Frage, ob eine solche Konfiguration sinnvoll ohne Fisheye-Parameter kalibriert werden kann. Hierzu wird eine Standardkalibrierung mit einem ebenen Kalibrierkörper durchgeführt. Als Verzeichnung wird zunächst der Parametersatz



Kl.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	41	16	16	4	3	1	2	0	0	2
2	4	29	78	21	7	0	0	0	0	0
3	3	19	232	201	21	5	1	1	0	0
4	0	3	100	597	296	35	1	0	0	0
5	1	4	33	239	843	346	19	3	1	0
6	0	0	3	22	321	924	246	17	2	2
7	1	0	0	4	27	291	603	97	3	0
8	1	0	0	2	3	21	202	208	11	2
9	0	0	0	1	3	7	59	22	41	4
10	1	0	0	0	4	1	13	11	37	51

Abbildung 4.3: Einzelbild eines Prototyps mit starker Radialverzeichnung.

Tabelle 4.1: Konfusionsmatrix des \mathbf{v}_x Datensatzes.

nach [Bro71] angenommen. Die Sicherung der ML-Ergebnisse erfolgt neben der Aufteilung der Datensätze, einem zweiten Schätzer, der Kreuzvalidierung und Ungleichung 3.83 auch durch Wahrheitstabellen. Optimale Kernel-Parameter sind mithilfe von Brute-force-Methoden (Grid-Search) ermittelt. Tabelle 4.1 fasst hierzu die Berechnung zu \mathbf{v}_x zusammen. Zahlen auf der Hauptdiagonale entsprechen der Anzahl richtig klassifizierter Verbesserungen. Außerhalb der Hauptdiagonale finden sich alle Verbesserungen, die mit dem Modell nicht richtig klassifiziert sind. Die erste Zeile entspricht der Klasse 1. In dieser Klasse sind insgesamt 85 (Zeilensumme erste Zeile) Verbesserungen gruppiert. Das berechnete Modell klassifiziert insgesamt 41 der $85 \approx 48\%$ Verbesserungen dieser Klasse richtig. Die Übereinstimmung aller Klassen liegt bei $\approx 55\%$. Ein Zufallsschätzer wird nach Berücksichtigung der Klassengrößen (Kappa) [Coh60], [Coh68, BP81, Hud87] $\approx 17\%$ erreichen. Die Fehlerrate des Testdatensatzes, der nicht am Training teilnahm, liegt in derselben Größenordnung. Damit besteht zunächst die Vermutung, dass die nach der BBA verbliebenen Residuen noch ein systematisches Muster besitzen.

Um diese Vermutung zu erhärten, wird im nächsten Schritt das geschätzte Modell verwendet, um die ursprünglichen Bildmessungen passend zu ihrer Klasse in zehn diskreten Schritten zu korrigieren. Mit den korrigierten Bildkoordinaten folgt eine erneute BBA. Dabei kommt es zu einer Verbesserung der Testwerte. $\text{RMS}_{\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}}$ der Objektkoordinaten sinkt von $\approx 170\mu\text{m}$ auf $\approx 75\mu\text{m}$, RMS der Strecken von $\approx 70\mu\text{m}$ auf $\approx 36\mu\text{m}$. Aufgrund der Verbesserung erhärtet sich die Vermutung, dass nach der ersten BBA noch statistisch signifikante Restsystematiken im Bildraum verblieben sind. Dieser Umstand sorgt wiederum dafür, dass die zunächst angenommenen Verzeichnungsparameter nicht ausreichend sind, um die Verzeichnung des Objektivs zu beschreiben.

4.4 Zusammenfassung

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass die in den vorhergehenden Absätzen erläuterte Methode geeignet ist, um verbleibende Restsystematiken in den Bildresiduen nachzuweisen. Jedoch bestehen auch Einschränkungen, deren sich der Anwender stets bewusst sein muss. Ein Großteil der mit ML verbundenen Mathematik basiert auf Beweisen, die binäre Schätzer annehmen. Hierzu gehören auch die VC-Ungleichung und der später auf dieser Theorie aufbauende und in dieser Arbeit verwendete SVM-Schätzer. Diese unterscheiden wiederum hauptsächlich zwischen Klassen. Aus

diesem Grund wird auf eine Regressionslösung verzichtet und die reellwertigen Residuen zunächst in Klassen gruppiert. Die notwendige Beobachtungszahl für Residuenmuster mit einer hohen d_{vc} ist eine weitere Einschränkung, die sich aus der VC-Ungleichung ergibt. Der nächste Nachteil ergibt sich aus bedingt interpretierbaren Parametern. Verglichen mit BBA ist das geschätzte ML-Modell eine Art Blackbox. In der Photogrammetrie ist es allgemein bekannt, dass die Koeffizienten A_1 , A_2 , A_3 Komponenten der radialsymmetrischen Verzeichnung darstellen. Sie haben ihren physikalischen Ursprung und lassen sich sehr wohl geometrisch deuten. Dagegen verstehen sich Parameter eines SVM-Schätzers in der Regel wie folgt: Die Merkmale gehören zur Klasse 1, weil dadurch der größte Orthogonalabstand zwischen beiden Klassen erreicht wurde. Viele Nachteile relativieren sich jedoch, wenn diese Methode als Ergänzung zu bestehenden Methoden gesehen wird, die bereits für den Nachweis von verbleibenden Systematiken vorgeschlagen wurden. Durch die Verwendung mehrerer solcher Untersuchungsmethoden lassen sich bestehende Vermutungen zunehmend erhärten oder widerlegen.

Auf der Habenseite ermöglicht die vorgeschlagene Methode automatisierte Entscheidungen, die weitgehend unabhängig vom Nutzer und der Messpunktanzahl einer Kalibrierung sind. Das Verfahren selbst ist auch flexibel in der Wahl des Merkmalraums. Der Nutzer kann gezielt einzelne Komponenten an- und ausschalten, um bei Bedarf mögliche Abhängigkeiten zu untersuchen. Das Schätzverfahren, ob SVM, neuronale Netze oder andere, kann ebenfalls frei vom Nutzer gewählt werden. Implementierte ML-Algorithmen sind auch mit geringem Aufwand in Prozesse außerhalb von Kamerakalibrierungen übertragbar.

Ferner basieren ML-Schätzer wie SVM meist auf simplen Gleichungen und sind daher vergleichsweise einfach selbst zu implementieren. Diese Hürde muss ebenfalls nicht genommen werden, da hierfür bereits genügend kommerzielle wie freie Bibliotheken und Entwicklungsumgebungen zur Verfügung stehen, z. B. MATLAB, TensorFlow, Torch, libSVM oder Theano, die von führenden Technologiefirmen wie Mathworks, Google und Facebook, sowie von vielen wissenschaftlichen Einrichtungen verwendet und gepflegt werden.

Kapitel 5: Simulation systematischer Einflüsse

Dieses Kapitel beschreibt Untersuchungen weiterer systematischer Einflüsse, die aufgrund der vorgegebenen Nebenbedingungen entstanden sind. Dies ist zunächst eine detaillierte Betrachtung der Messwertverteilung während einer Kalibrierung mit ebenen und quaderförmigen Kalibrierkörpern. Aufgrund verschiedenartiger Limitierungen entstehen nicht immer optimale Aufnahmesituationen. Daher können einige Bereiche des Sensors im Gesamtdatensatz - relativ gesehen - nur unzureichend mit Zielmarken abgedeckt sein. Zu erwarten ist, dass sich eine inhomogene Zielmarkenverteilung auch systematisch in den Residuen der Bündelblockausgleichung zeigt.

Ein weiterer Einfluss ist speziell mit der Kalibrierebene verbunden. Hier können aufgrund ihrer Form und der realisierbaren Bewegungsfreiheit unterschiedlich große Schnittwinkel zur Oberflächennormale und damit auch verschieden große Basisabstände zwischen den Aufnahmen entstehen. In Kapitel 3.3 wurde festgestellt, dass ungünstige Basisverhältnisse zu höheren mittleren Punktfehlern in der Objektgeometrie führen. Daher folgt eine Untersuchung, wie hoch der Unterschied während einer Kalibrierung vermutlich sein wird.

Der dritte untersuchte Einfluss ist die Zielmarken-, Ellipsen- oder Abbildungsexzentrizität (EE), deren Entstehung in Kapitel 3.5 zusammengefasst ist. In den meisten photogrammetrischen Projekten werden die Zielmarken klein genug gewählt, damit der durch die EE entstehende Fehler nicht der angestrebten Genauigkeit im Wege steht. Dies ist jedoch nicht immer möglich. Ziel der durchgeführten Simulationen ist es, einen detaillierten Einblick zu bekommen, wie sich eine unkorrigierte EE während einer Kamerakalibrierung auf die Parameter auswirkt.

5.1 Punktverteilung ebener und quaderförmiger Kalibrierkörper

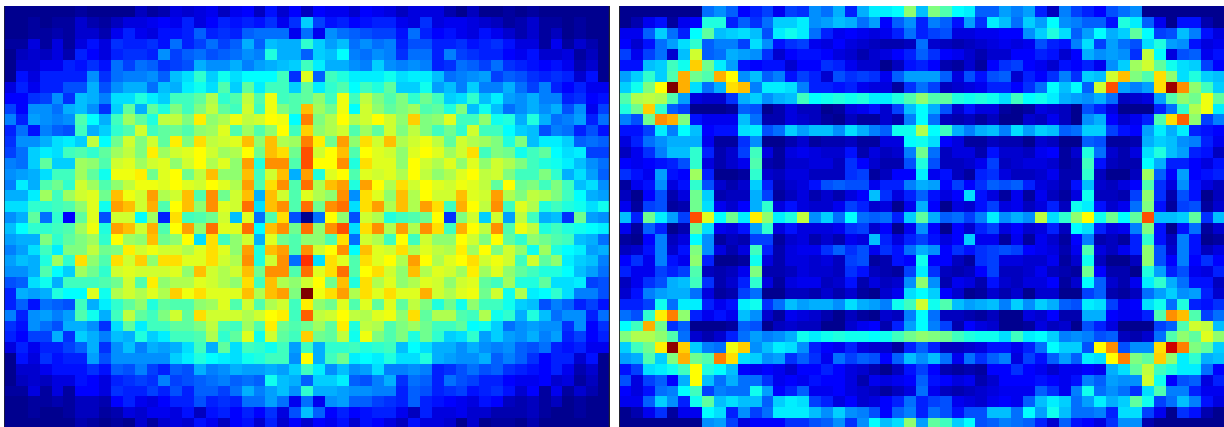


Abbildung 5.1: Simulierte Häufigkeit und Verteilung der Bildmessungen eines vollständigen Kalibrierdatensatzes. Blau entspricht weniger Bildmessungen, rot dagegen mehr Bildmessungen. Links: Ebener Kalibrierkörper. Rechts: Quaderförmiger Kalibrierkörper.

In dieser Arbeit werden ebene wie räumliche Kalibrierkörper verwendet. Die Wahl eines Kalibrierkörpers hat Auswirkung auf die Standpunkte der Kameras und damit indirekt auch auf die Verteilung die Messungen im Bildraum. In diesem Abschnitt erfolgt eine Betrachtung der Ziel-

markenverteilungen eines jeweils simulierten Kalibrierdatensatzes mit einer Farbkodierung, die in Abbildung 5.1 dargestellt sind. Dies kann als Erweiterung der in [Luh10a, S. 112] beschriebenen Visualisierungsvariante gesehen werden.

Die Farbkodierung verläuft von Blau (Bereiche, in die relativ betrachtet weniger Messungen fallen) bis hin zu Rot (Bereiche, die über mehr Bildmessungen verfügen). Der linke Abbildungsteil zeigt die Kalibrierebene. In der Punkthäufigkeit ist hierbei ein deutlicher Trend hin zum Zentrum des Bildes zu erkennen. Äußere Bereiche und vor allem die Bildecken beinhalten (verglichen mit der Bildmitte) deutlich weniger Messungen. Zu erwarten ist nun, dass die Verbesserungen hin zu den Bildecken stärker ansteigen als in der Bildmitte, vor allem dann, wenn die Verzeichnungskorrektur mithilfe der weit verbreiteten Polynomkorrektur ähnlich [Bro71] erfolgt. Im rechten Teil der Abbildung 5.1 ist der ebenfalls simulierte Datensatz eines quaderförmigen Kalibrierkörpers abgebildet. Zur Ebene ist ein deutlicher Unterschied zu erkennen, da die Bildmessungen nun gleichmäßiger über den Sensor über eine homogene Verteilung verfügen werden. Erwartet wird, dass dadurch auch die Verbesserungen nach BBA deutlich homogener verteilt sind. Die nachfolgende Abbildung 5.2 zeigt, welche Wirkung diese Verteilungen während einer Realkalibrierung haben.

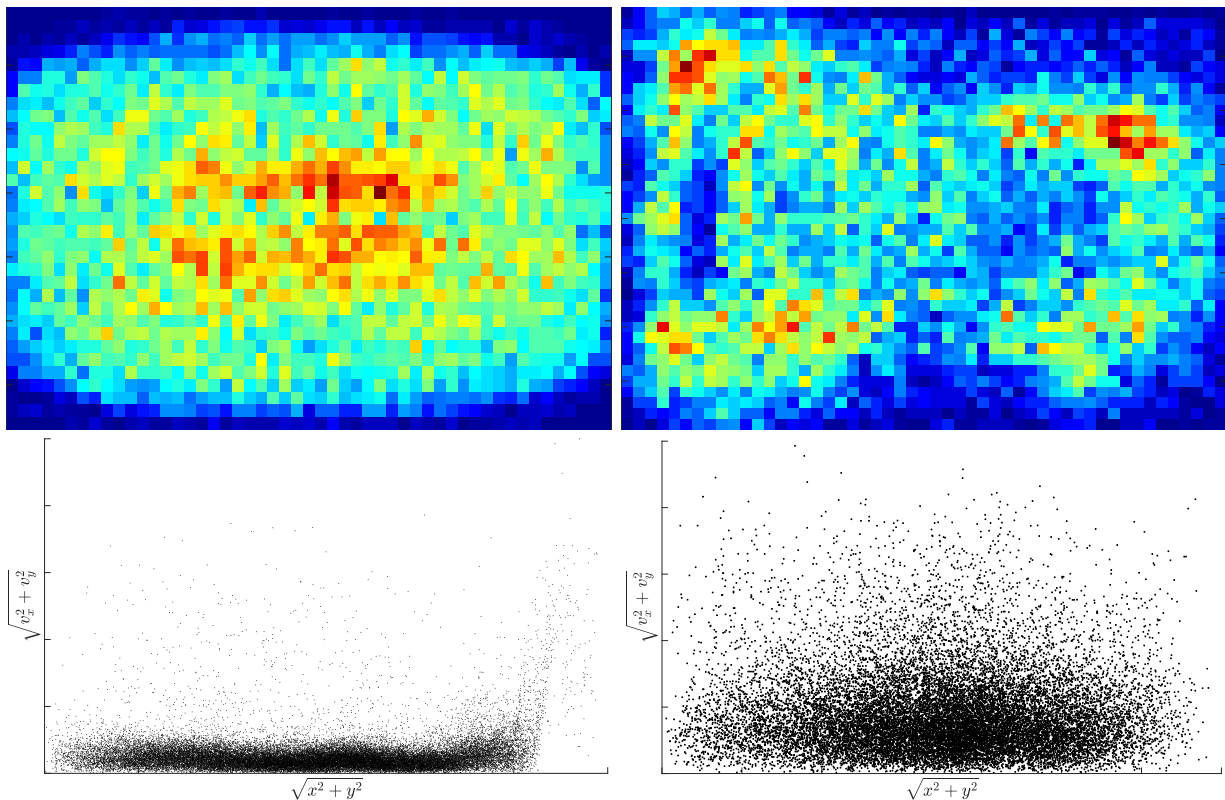


Abbildung 5.2: Oben: Häufigkeit und Verteilung der Bildmessungen. Unten: Verbesserungsbeitrag in Abhängigkeit zum Bildradius (ungleicher Ordinaten-Maßstab).

Die Farbkodierung der realen Messungen entsprechen aufgrund physikalischer Limitierungen nur im weitesten Sinne denen aus der Simulation. Die Korrektur der Verzeichnung erfolgt, wie zuvor erwähnt, mit den Parametern von [Bro71]. Für die mit BBA berechnete IOR bedeutet dies, dass die Verzeichnungskoeffizienten hauptsächlich die Abbildungsfehler des Objektivs in der Bildmitte ausgleichen, während der Randbereich weniger berücksichtigt wird. In einer KQ-Schätzung sind,

wie im unteren linken Teil der Abbildung 5.2 zu sehen, dadurch die Verbesserungen in der Regel zum Rand hin höher. Es handelt sich um eine direkte Auswirkung der Gleichung 3.1. Wenn diese IOR in einem weiterführenden Projekt als festgehaltener Parameter benutzt wird, dann sollten Punktmessungen im Randbereich möglichst vermieden werden. Im rechten Teil der Abbildung 5.2 ist die Punktverteilung deutlich günstiger als die der Ebene. Dies zeigt sich auch in der Verteilung der Verbesserungen, die über den ganzen Bildradius ungefähr dieselben geringen Beträge besitzen. Dies deutet auf eine deutlich stabilere Bestimmung der Verzeichnungskoeffizienten.

5.2 Strahlenschnitte bei ebenen Kalibrierkörpern

Neben der Punktverteilung spielen auch Strahlenschnitte eine zentrale Rolle, wenn es darum geht, eine optimale Messsituation zu erzeugen. Während der Rundumverband gemäß Abbildung 5.9 links, bei quaderförmigen Kalibrierkörpern zwangsläufig günstige Strahlenschnitte erzeugt, ist es bei einem Rundumverband mit ebenen Kalibrierkörpern gemäß Abbildung 5.6 nicht immer der Fall. Bei Kalibrierungen mit Ebenen wird vorwiegend zwischen zwei Anordnungen unterschieden.

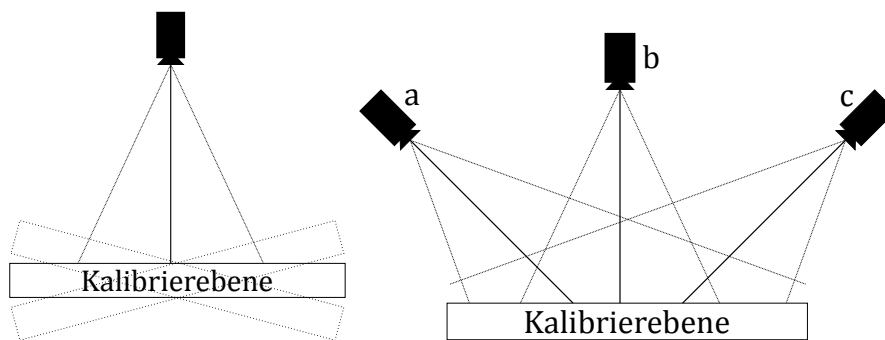


Abbildung 5.3: Konfiguration während der Kamerakalibrierung mit ebenen Kalibrierkörpern. Links: Kamera starr, Kalibrierenebene beweglich. Rechts: Kameras beweglich, Kalibrierenebene starr.

Diese Anordnungen sind in Abbildung 5.3 schematisch dargestellt. In der ersten Vorgehensweise bleibt die Kamera starr (linker Teil der Abbildung), während die Kalibrierenebene bewegt wird. Je nach Ausdehnung und Eigengewicht der Kalibrierenebene kann es nach jeder Drehung zu feinen und hochfrequenten Schwingungen kommen. Um dadurch entstehende Messfehler zu vermeiden, muss die abklingende Schwingung messtechnisch kontrolliert werden, bis die Ebene zum Stillstand kommt. Dies kann ebenfalls photogrammetrisch oder mit Beschleunigungssensoren erfolgen. Während der ersten Variante werden die Zielmarken eines Einzelbildes wiederholt gemessen, bis der mittlere Punktfehler - über mehrere Bilder hinweg - einen ungefähr konstanten Wert annimmt und somit nur vom Rauschen der Grauwerte und nicht der Eigenbewegung der Kalibrierenebene abhängt. Bei Verwendung von Beschleunigungssensoren ist darauf zu achten, dass diese sensitiv genug und in ausreichender Zahl (vor allem an den Rändern) auf der Kalibrierenebene angebracht sind. Da die Beschleunigung der zweifachen Ableitung des Weges nach der Zeit entspricht, können die Bewegungsvektoren über das doppelte Zeitintegral der Beschleunigung berechnet werden.

In der rechten Bildseite wird die Kamera bewegt, wobei die Kalibrierebene starr bleibt. Dies bietet sich an, wenn die Platte ein großes Ausmaß besitzt und es bei Bewegungen neben Schwingungen auch konstruktionsbedingt zu Verformungen kommen kann. In diesem Fall kann die Ebene flach oder senkrecht gelagert werden. Wenn die Platte auf dem Boden liegt, dann bilden die seitlichen Aufnahmen in der Abbildung 5.3-rechts (a,c) den größten Anteil aller Messbilder. Dabei können vergleichbar große Winkel mit der Oberflächennormale der Kalibrierebene und Basisabstände zwischen den Aufnahmen entstehen. Eine formatfüllende Draufsicht (b) lässt sich bei horizontal gelagerten Kalibrierplatten in der Regel nicht ohne zusätzliche Hilfsmittel realisieren. Wird die Kalibrierebene senkrecht zum Boden aufgebaut, dann bilden die Aufnahmen (b) den größten Anteil der Messbilder. Ein formatfüllender Rundumverband ist ebenfalls nicht ohne höheren Aufwand möglich, da die Höhen und Tiefen der Aufnahmen (a,c) begrenzt sind.

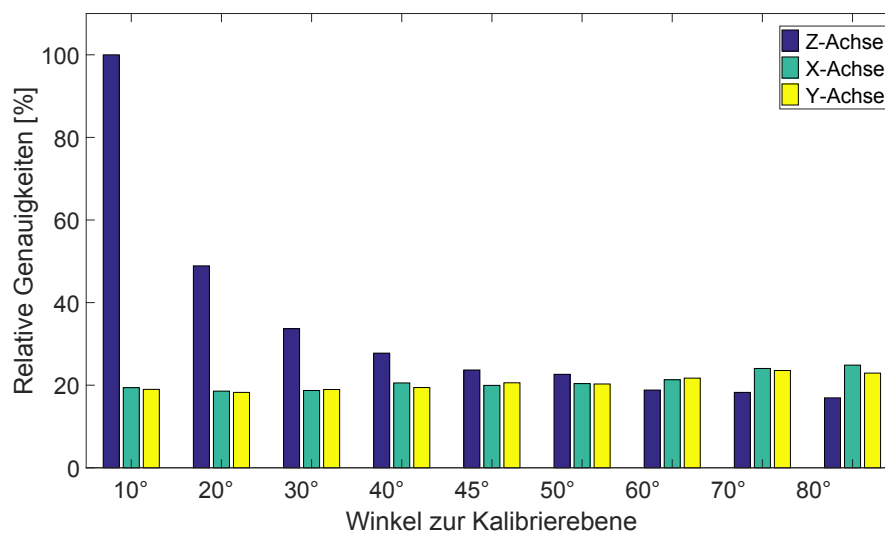


Abbildung 5.4: Relativ erreichbare Genauigkeiten bei verschiedenen Schnittwinkeln zur Kalibrierebene.

Abbildung 5.4 zeigt einen relativen Vergleich der Genauigkeiten in Abhängigkeit von der Kameraanordnung. Auf der Ordinate findet sich der erreichte mittlere Objektpunktfehler als Relativgenauigkeit nach der BBA. Die Abszisse beschreibt, in welchem Winkel die Kamerapositionen relativ zur Oberflächennormale der Kalibrierebene angeordnet sind. Simuliert wird mit jeweils 36 Aufnahmen als Rundumverband, ähnlich dem in [PGC07]. Die IOR bleibt fehlerfrei und wird festgehalten. Die Bildmessgenauigkeit entspricht normal verteiltem Rauschniveau mit $1/25\text{px}$. Aus dieser Simulation ist deutlich zu erkennen, dass Konfigurationen, deren größter Anteil aus direkten Draufsichten besteht, (relativ gesehen) erwartungsgemäß Ergebnisse mit der niedrigsten Qualität liefern. Der Fehler in der Z-Achse nimmt mit einem flacheren Winkel ab. Das Optimum aller Achsen liegt bei $\approx 45^\circ$. Flachere Winkel haben in dieser Simulation kaum positiven oder negativen Einfluss auf die erreichbare Genauigkeit, selbst bei unrealistischen $\approx 80^\circ$. Ausgehend von dieser Simulation sollte für Kalibrierungen eine auf dem Boden liegende Kalibrierebene bevorzugt sowie eine zentrische Häufung der Aufnahmen mit ungünstigen Basislängen vermieden werden. Dies führt allerdings dazu, dass die kreisrunden Zielmarken aufgrund der in Kapitel 3.5 beschriebenen Gegebenheit mit klassischen Bildverarbeitungsalgorithmen systematisch falsch detektiert werden. Inwieweit dieser Fehler Einfluss auf die ausgeglichenen BBA-Parameter hat, soll im folgenden Unterkapitel untersucht werden.

5.3 Ellipsenexzentrizität

Kapitel 3.5 fasst zusammen, dass zur Erreichung höchster Genauigkeiten auch die EE-Wirkung auf die gesuchten Parameter untersucht werden muss, insbesondere dann, wenn es häufig zu Schrägaufnahmen (Kapitel 5.2) kommt. In den nachfolgenden Paragraphen sind die dazu durchgeführten numerischen Simulationen samt Korrekturmodell beschrieben. Ziel ist es, einen Überblick über konkrete Auswirkungen der EE auf die BBA in Kombination von zwei Kalibrierkörpern zu schaffen. Simulationen eignen sich in diesem Fall deshalb, da hierdurch Effekte separiert und voneinander unabhängig betrachtet werden können. Dieser Abschnitt stellt die Untersuchung der EE und dessen Behebung in den Vordergrund. Die Simulation erfolgt daher ohne weitere Fehler/Rauschquellen. Die Limitierung besteht aus diesem Grund nur durch den verwendeten Datentyp.

Zur Simulation werden, wie in Abbildung 3.5 dargestellt, zwei Kalibrierkörper modelliert: eine Kalibrierebene anlehnend an [AIC02] und ein Kalibrierkörper in Form eines Quaders gemäß VDI/VDE 2634 [Ver02]. Die Wahl des ersten Körpers begründet sich in der Popularität ebener Kalibrierkörper und als Vergleich zu den in [Dol96, Dol97] erzielten Ergebnissen. Der zweite Kalibrierkörper entspricht dem Vorschlag in [Ver02]. Dieser soll durch die räumliche Objektpunkt- und Kontrollstreckenverteilung Effekte aufdecken können, die durch ebene Kalibrierkörper nicht nachweisbar sind. Die Simulationsparameter entsprechen Kapitel 3.3.

5.3.1 Angepasster Korrekturansatz

Die EE-Korrektur erfolgt iterativ gemäß Algorithmus 1 und besteht im Wesentlichen aus drei Schritten.

Algorithm 1: Korrektur der Ellipsenexzentrizität

Data:

$Z \leftarrow$ Fehlerbehaftete Zielmarkenzentren

$k_i \leftarrow$ Berechnete Korrektur der Iteration i .

Result: Fehlerfreie Parameter der BBA U .

```

1  $i \leftarrow 0$ 
2  $k_0 \leftarrow 0$ 
3  $U_0 \leftarrow \infty$ 
4 do
5    $U_{i+1} = \text{BBA}( Z + k_i );$ 
6    $k_{i+1} = \text{Berechne\_Korrektur}( U_i );$ 
7    $i = i + 1;$ 
8 while  $U_i - U_{i+1} > \epsilon;$ 

```

Zunächst wird die BBA mit unkorrigierten Zielmarkenzentren Z (Zeile 5) berechnet. Die so berechneten Parameter U sind zunächst durch die EE fehlerbehaftet. Danach erfolgt die Berechnung der Korrekturwerte der Bildkoordinaten k (Zeile 6) aus den äußeren Orientierungen, Objektkoordinaten und Oberflächennormalen. Mit den korrigierten Bildkoordinaten $Z + k_i$ wird eine erneute BBA berechnet. Das Ergebnis dieser Iteration beinhaltet korrigierte Parameter zur Berechnung der

EE-Korrektur. Die Iterationen erfolgen, solange bis die Parameterdifferenzen über dem Schwellwert ϵ liegen.

5.3.2 Korrekturmodell

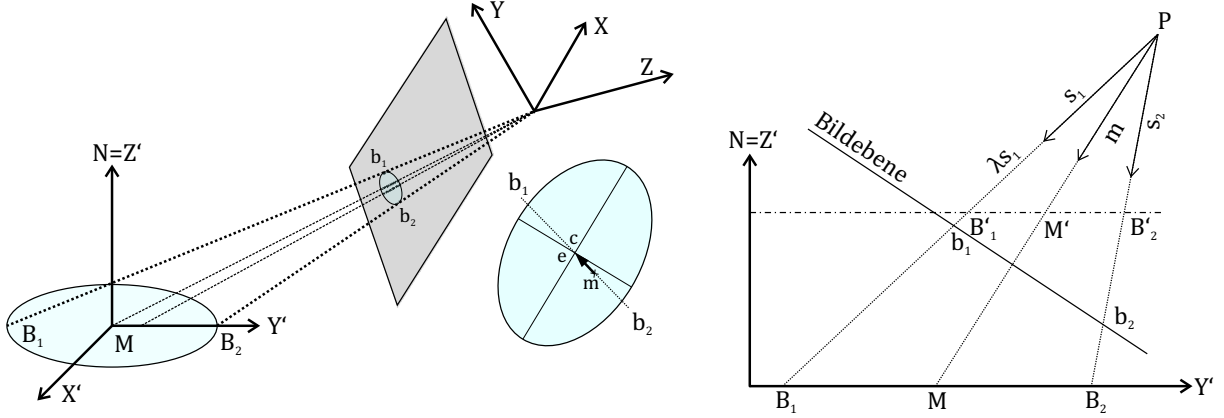


Abbildung 5.5: Exzentrizitätskorrekturmodell. Links: Die Koordinatensysteme mit Kamera und Zielmarke als Ursprung. Rechts: Detaillierte Beschreibung des Kamerasystems mit $\mathbf{P} = \mathbf{0}$. Quelle: [AWK99]

Abbildung 5.5 schematisiert die in Algorithmus 1 Zeile 6 verwendete Korrektur. Die generelle Vorgehensweise entspricht im weitesten Sinne [Kag81, AWK99]. Zunächst werden zwei Koordinatensysteme eingeführt. Damit wird die EE als Vektor im Bildraum beschrieben. Das erste Koordinatensystem befindet sich im Objektraum. Dessen Ursprung entspricht dem Zielmarkenmittelpunkt. Das zweite Koordinatensystem wird durch die EOR definiert. Beide Koordinatensysteme dienen der Vereinfachung, sodass die Projektion der EE mit nur wenigen Parametern beschrieben werden kann, ohne dass deren Beschreibung ihre Allgemeingültigkeit einbüßt. Das erste Koordinatensystem mit der \mathbf{Z}' -Achse als Oberflächennormale wird mithilfe der Rotationsmatrix \mathbf{R} der jeweiligen EOR in das Kamerasystem projiziert. Dies entspricht:

$$\mathbf{Z}' = \mathbf{R}^T \mathbf{N} \quad (5.1)$$

$$\mathbf{X}' = \frac{1}{\sqrt{Z_2'^2 + Z_3'^2}} \begin{bmatrix} -Z_3' \\ Z_2' \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{für } \sqrt{Z_2'^2 + Z_3'^2} \neq 0 \quad (5.2)$$

Die verbleibende \mathbf{Y}' -Achse entsteht als Kreuzprodukt von \mathbf{X}' und \mathbf{Z}'

$$\mathbf{Y}' = \frac{\mathbf{Z}' \times \mathbf{X}'}{\|\mathbf{Z}'\| \|\mathbf{X}'\|} \quad \text{für } \|\mathbf{Z}'\| \|\mathbf{X}'\| \neq 0 \quad (5.3)$$

Da der EE-Vektor im Objektraum bekannt ist, lässt sich der wahre Zielmarkenmittelpunkt aus der Brennweite c_k , \mathbf{N} , \mathbf{R} und den Ellipsenparametern iterativ aus dem zunächst gefundenen Zielmarkenmittelpunkt im Bildraum \mathbf{m}_e berechnen:

$$\mathbf{e} = [c_k Y_1' - \mathbf{m}_{e,1} Y_3' \quad c_k Y_2' - \mathbf{m}_{e,2} Y_3']^T \quad (5.4)$$

Der Schnitt der Linie \mathbf{e} und der Ellipse ergibt die zwei Punkte b_1 und b_2 :

$$\{b_1, b_2\} = (\mathbf{m}_e + \mathbf{se}) \cap \text{Ellipse} \quad (5.5)$$

Diese Punkte erlauben wiederum die Berechnung der Vektoren \mathbf{s}_1 und \mathbf{s}_2 im Bildraum:

$$\mathbf{s}_{1,2} = \frac{1}{\sqrt{b_{i,1}^2 + b_{i,2}^2 + c_k^2}} [b_{1,i} \quad b_{2,i} \quad c_k]^T, i \in \{1, 2\} \quad \text{für} \quad \sqrt{b_{i,1}^2 + b_{i,2}^2 + c_k^2} \neq 0 \quad (5.6)$$

Beide werden verwendet, um die Steigung λ des Dreiecks $\mathbf{PB}'_1\mathbf{B}'_2$ zu berechnen, wobei \mathbf{M}' als deren Schwerpunkt gesehen werden kann. λ wird entlang von \mathbf{Y}' oder \mathbf{Z}' berechnet:

$$\lambda = \frac{\mathbf{Y}'\mathbf{s}_1}{\mathbf{Y}'\mathbf{s}_2} = \frac{\mathbf{Z}'\mathbf{s}_1}{\mathbf{Z}'\mathbf{s}_2} \quad \text{für} \quad \mathbf{Y}'\mathbf{s}_2 \neq 0 \quad \text{bzw.} \quad \mathbf{Z}'\mathbf{s}_2 \neq 0 \quad (5.7)$$

$$\mathbf{m} = \mathbf{s}_1 + \frac{1}{2}(\lambda\mathbf{s}_2 - \mathbf{s}_1) \quad (5.8)$$

Die Approximation des Zielmarkenmittelpunkts der aktuellen Iteration erfolgt nun durch Projektion von \mathbf{m} in den Bildraum:

$$\mathbf{m}' = c_k \begin{bmatrix} m_1 & m_2 & 1 \\ m_3 & m_3 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

Der projizierte Mittelpunkt dieser Iteration dient als Startpunkt der nächsten Iteration, die solange zu wiederholen sind, bis ein ausreichend gewählter Schwellenwert für die Positionsverschiebung des projizierten Mittelpunktes unterschritten wird.

5.3.3 Ebener Kalibrierkörper

Die Konfiguration der Ebenenkalibrierung entspricht Abbildung 5.6. Im Objektraum umfasst die Breite 2,0 m. In der Länge ist es 1,5 m. Das Seitenverhältnis ist an das übliche 4/3-Sensorformat angepasst. Zur Überprüfung, ob sich Kontrollstrecken zur Absicherung der Genauigkeit eignen, werden zusätzlich sechs Maßstäbe (gelb) modelliert. Zwei liegen auf den Hauptdiagonalen, die Übrigen entsprechen jeder Rechteckseite. Die Zahl der Objektkoordinaten beträgt ≈ 1000 . Die Blickachse zielt in allen 100 Bildern (grau) auf das Zentrum der Kalibrierplatte. Die zentrale Blickrichtung entspricht zwar nicht der praktischen Vorgehensweise, hilft jedoch, den EE-Fehler deutlicher hervorzuheben. Vier der 100 Bilder sind gekantete Senkrechtaufnahmen. Die übrigen äußeren Orientierungen werden an die Vorgaben der [Ver02] und die Arbeiten [Dol97, Dol96, Abbildung 7] angepasst und in 30° , 60° und 90° -Orbits mit je 32 Aufnahmen simuliert. Jeder Orbit hat somit acht Standpunkte, an denen die Kamera viermal gekantet wird. Mit diesem Vorgehen ist eine optimale Trennung der Verzeichnungsparameter in der resultierenden Kovarianzmatrix sichergestellt. Die Kalibrierenebene liegt in der Y-Z-Ebene des Weltkoordinatensystems. Die Berechnung des Exzentrizitätsvektors ist nur dann möglich, wenn aus dem Bildmaterial die Oberflächennormale der Zielmarke berechnet werden kann. Im Falle der Kalibrierenebene liegen alle Zielmarken ungefähr in einer Ebene und besitzen auch nahezu dieselbe Orientierung. In solchen Fällen bietet sich z. B. die Berechnung einer Ausgleichsebene durch Bestimmung des Eigensystems über alle Objektpunkte nach [GS74]

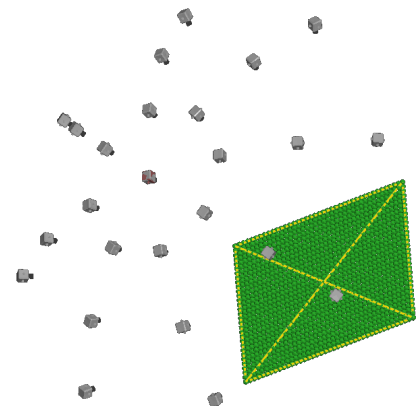


Abbildung 5.6: Aufnahmekonfiguration der Kalibrierung mit einer Ebene.

Tabelle 5.1: Kalibrierebene: Vergleich zwischen (wahrer) Genauigkeit und Präzision nach der **BBA**.

[px]	RMS _x	RMS _y	MAX _x	MAX _y
Wahre EE	1/35	1/35	1/9	1/10
Ergebnis BBA	0	0	1/2200	1/2200

an. Der zum kleinsten Eigenwert gehörende Eigenvektor entspricht der Oberflächennormale aller Zielmarken. Tabelle 5.1 enthält die reale **EE** der Bildmessungen vor der Ausgleichung und die im Endergebnis ausgewiesenen RMS der Bildkoordinaten. Durch die **EE** erfahren die Bildkoordinaten ein (wahres) RMS von 1/35 px. Nach der **BBA** ergibt sich aus dem Ergebnisprotokoll für die innere Genauigkeit ein RMS von nahezu null. Die internen Widersprüche sind somit durch die Parameter des Modells kompensiert. Dies entspricht der Vermutung in [Len88]. Damit steht auch fest, dass der Einfluss durch die **EE** sich nicht zwangsläufig über die innere Genauigkeit in der Ausgleichung nachweisen lässt.

Tabelle 5.2: Kalibrierebene: Genauigkeit nach der **BBA**.

Genauigkeit [μm]	RMS _X	RMS _Y	RMS _Z	MAX _X	MAX _Y	MAX _Z
Äußere Orientierungen	62	78	78	88	146	146
Objektkoordinaten	6	1	1	6	2	2

Nach der **BBA** entsprechen die wahren Abweichungen der Objektkoordinaten und **EO** zum zuvor modellierten Referenzwert den Ergebnissen in [Dol96]. Der Einfluss auf die Parameter der **IO** kann nicht verglichen werden, da dieser nicht dokumentiert ist. Gemäß Abbildung 5.7 verschieben sich die Objektkoordinaten und die Kamerapositionen ähnlich einer Maßstabskomponente zum Zentrum. Allerdings unterscheiden sich die einzelnen Beträge deutlich. In den Objektkoordinaten liegen sie nur im Mikrometer- bzw. Submikrometerbereich. Die Differenzen in **EO** müssen in Zusammenhang mit der **IO** betrachtet werden.

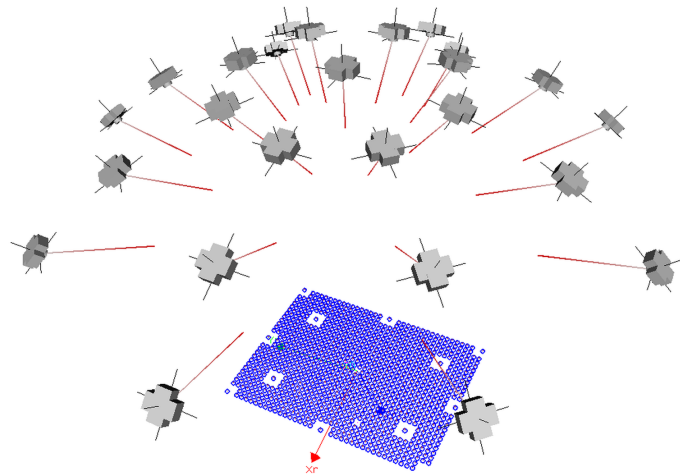


Abbildung 5.7: Verschiebung der äußeren Orientierung aufgrund der **EE**.

Die Verzeichnungsparameter werden durch die **EE** kaum beeinflusst, sodass alle Koeffizienten nahe bei null und überwiegend nicht signifikant verbleiben. Die Kamerakonstante ändert sich signifikant von 8,0 (wahrer Wert) in 7,99977. Getrennt betrachtet ergibt dies, wie in Abbildung 5.8-links dargestellt, einen maßstäblichen Fehler von 29 ppm. Dessen Muster ist vor allem durch die symmetrische Anordnung in der Ebene liegender Zielmarken begründet. Die Fehlervektoren (blaue Pfeile) eines Einzelbildes sind, wie im rechten Teil der Abbildung zu sehen, in jeder Aufnahme systematisch. Größte Beträge entstehen immer am unteren Bildrand. In der **BBA** werden diese Fehler zum

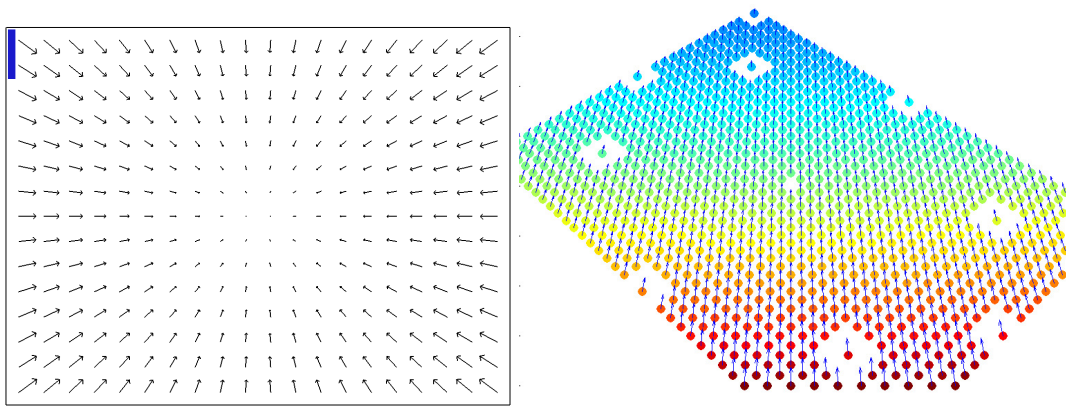


Abbildung 5.8: Links: Einfluss der **EE** auf die Parameter der **IOR**. Maßstab: 0,1px. Rechts: Richtung und Betrag der wahren **EE**.

einen durch die Kamerakonstante und zum anderen gemäß Abbildung 5.7, durch Verschiebungen der Kamerapositionen kompensiert. Letztere bewegen sich in einem konzentrischen Muster zum Punktfeld. Wird eine derart verfälschte **IOR** als festgehaltener Parameter in einem anderen Verbund wiederverwendet, so führt dies nicht zwangsläufig zu Fehlern im Objektraum. Es kann, wie zuvor in der Kalibrierung, ebenfalls zur Kompensation durch die **EOR** kommen. Findet diese Kompensation nicht statt, so verursacht der durch die **EE** entstandene Maßstabsfehler bei gleich großem Messvolumen Objektraumdeformationen von $\approx 70\mu\text{m}$. Die Auswertung der Kontrollstrecken zeigt, dass die Vorzeichen der Verbesserungen durchgehend negativ sind und deren Beträge sich symmetrisch zur gegenüberliegenden Seite verhalten. Daraus folgt, dass die eingeführten Strecken im Falle der Ebene auch tatsächlich eine Kontrollfunktion übernehmen können. Insgesamt beträgt die erreichte (wahre) Relativgenauigkeit 1:400.000.

5.3.4 Quaderförmiger Kalibrierkörper

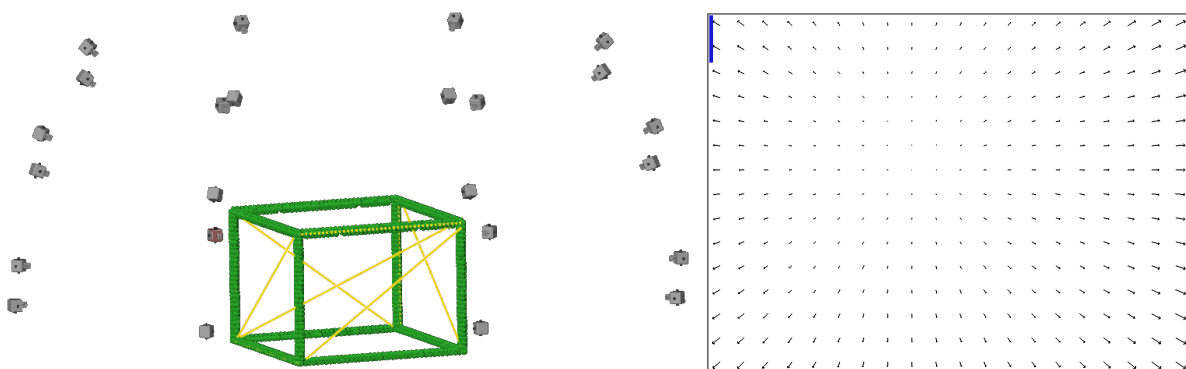


Abbildung 5.9: Links: Aufnahmeconfiguration mit quaderförmigem Kalibrierkörper. Rechts: Einfluss der Kamerakonstante auf die Bildgeometrie. Maßstab: 0,1px.

Der zweite Kalibrierkörper ist ein an [Ver02] angelehnter Kalibrierkubus. Die verwendete Aufnahmeconfiguration ist in Abbildung 5.9-links dargestellt. Dessen Maße betragen 2x2m in der Fläche und 1,5m der Höhe. Zur Kontrolle sind insgesamt neun Maßstäbe (gelb) an den Seiten und der Hauptdiagonale eingeführt. Simuliert wird mit ≈ 100 Aufnahmen (grau) aus acht Standpunkten und drei verschiedenen Höhen mit jeweils vier Kantungen.

Tabelle 5.3: Kalibrierkubus: Vergleich zwischen wahrer Genauigkeit und Präzision nach der BBA.

[px]	RMS _x	RMS _y	MAX _x	MAX _y
Wahre EE	1/47	1/48	1/13	1/13
Ergebnis BBA	1/200	1/200	1/58	1/58

Tabelle 5.3 zeigt die wahre EE der Bildmessungen vor BBA, verglichen mit der ausgewiesenen Bildkoordinaten RMS nach BBA. Aufgrund des dreidimensionalen Charakters gibt es in vielen Aufnahmen hauptsächlich parallele, aber auch stark geneigte Zielmarken. Daher kommt es auch in der EE zu mehr Vielfalt in Richtung und Betrag. Mit $RMS_x \approx RMS_y \approx 1/47\text{px}$ ist der Einfluss der EE trotz gleichgebliebenem Durchmesser im Durchschnitt deutlich geringer. Auch lässt sich die EE, nicht wie bei der Kalibrierebene, vollständig durch das Abbildungsmodell kompensieren. Aus diesem Grund ist auch die Abweichung der Kamerakonstante von 8.0 in 8.00004 geringer. Der maßstäbliche Fehler ist in diesem Fall 5 ppm und in Abbildung 5.9-rechts dargestellt. Die übrigen IOR-Koeffizienten sind zwar im Betrag größer als die der Kalibrierebene, verbleiben aber dennoch nicht signifikant. Wird diese IOR festgehalten, so kommt es, wie schon zuvor beschrieben, bei fehlender Kompensation durch die EOR - in einem Messvolumen gleicher Ausdehnung zu einem Objektraumfehler von $\approx 15\mu\text{m}$. Dies zeigt, dass der räumliche Aufbau eine deutlich bessere Wahl ist, wenn trotz EE möglichst treue Parameter der IOR zu berechnen sind.

Tabelle 5.4: Kalibrierkubus: Erreichte Genauigkeit nach der BBA.

Genauigkeit [μm]	RMS _X	RMS _Y	RMS _Z	MAX _X	MAX _Y	MAX _Z
Äußere Orientierungen	20	37	37	32	47	47
Objektkoordinaten	13	24	24	40	40	61

Tabelle 5.4 fasst die BBA-Ergebnisse zusammen. Die geringere Kompensation zeigt sich auch in der berechneten Genauigkeit. In diesem Fall sind die Objektkoordinaten stärker beeinflusst, während die Kamerapositionen einen geringeren Einfluss erfahren. Dagegen haben die Kontrollstrecken ein RMS von $\approx 13\mu\text{m}$. Die größte Abweichung mit $\approx 34\mu\text{m}$ ist auf der Hauptdiagonale. Kontrollmaße der Seitenstreben zeigen nur sehr geringe Abweichungen. Dies steht im Widerspruch zur Tabelle 5.4. Bei durchgreifender Kontrolle sollten die Abweichungen $\approx 50\mu\text{m}$ betragen. Abbildung 5.10 zeigt, wie es zu dieser Diskrepanz kommt. Die auf den Seitenstreben liegenden Objektpunkte sind parallel verschoben. Dabei kommt es zu keiner nennenswerten Längenkontraktion in Richtung der Kontrollstrecken. Somit sind Kontrollstrecken in dieser Konfiguration nicht geeignet, um Deformationen des Verbunds durch die EE nachzuweisen. Insgesamt liegt die in diesem Szenario erreichte (wahre) Relativgenauigkeit bei 1:88.000.

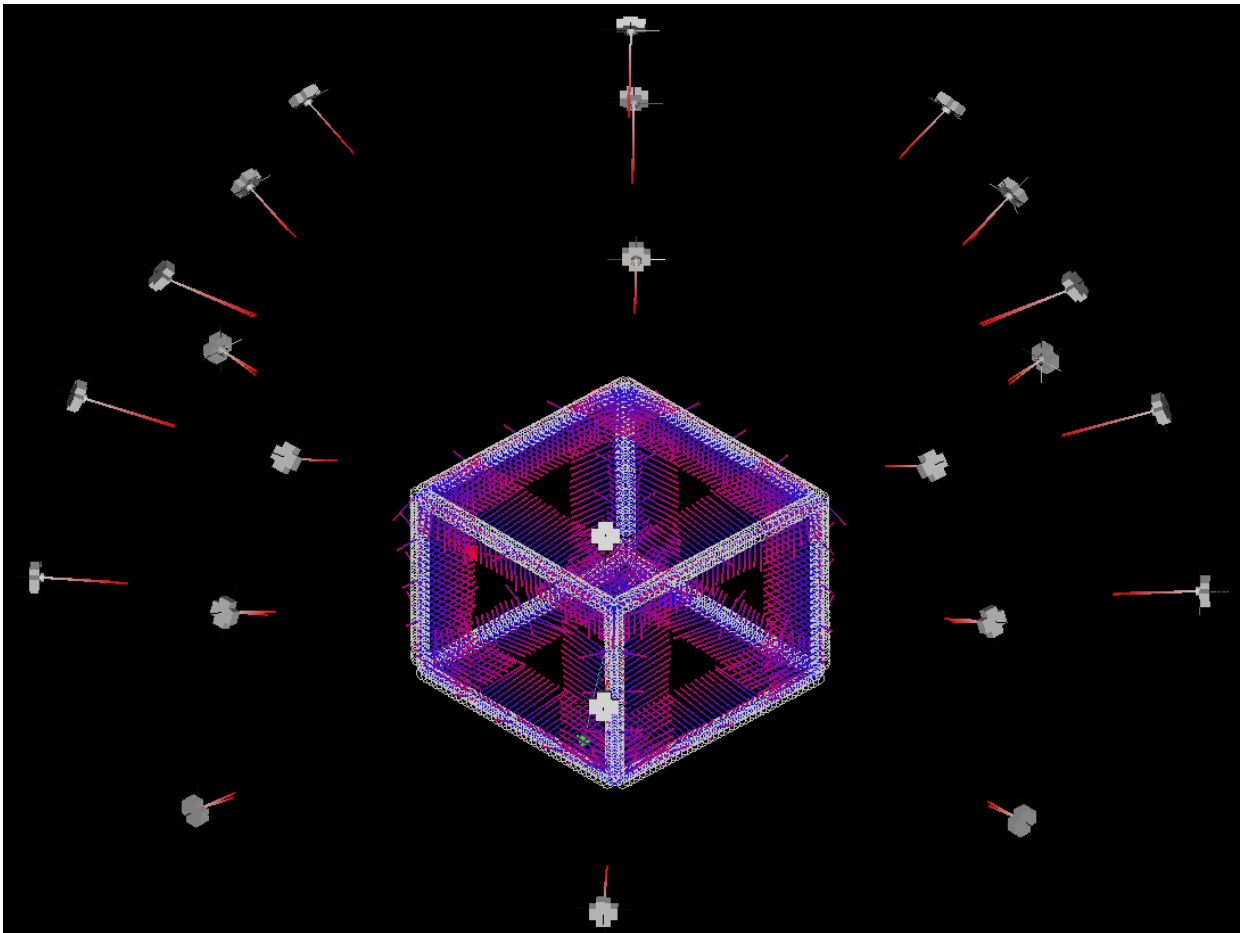


Abbildung 5.10: Darstellung der wahren EE-Fehler nach der BBA.

5.3.5 Korrektur der Exzentrizität in der Rekalibrierung

Der Nachweis einer EE-Korrektur geschieht durch Rekalibrierung mit einem quaderförmigen Kalibrierkörper. Dessen geometrischer Aufbau und die Kamera-Objektiv-Konfiguration entsprechen der Simulation. Der Zielmarkendurchmesser beträgt ebenfalls 30 mm. Anders als in der Simulation sind die wahren Werte für das Objektpunktfeld, IOR und EOR, nicht bekannt. Der Nachweis einer Korrekturwirkung kann dennoch indirekt erbracht werden. Hierzu werden die BBA-Ergebnisse vor und nach Korrektur visuell als Restklaffen der Objektkoordinaten und EOR dargestellt. Erwartet wird ein inverses Restklaffenmuster zur Abbildung 5.10. Zu starken Änderungen in den Werten der inneren Genauigkeit des Kalibrierprotokolls kam es während der Simulation nach EE-Korrektur nicht. Daher sollten solche Änderungen auch nicht in einer Rekalibrierung vorkommen.

Abbildung 5.11 zeigt die visualisierten Restklaffen beider Datensätze. Die EE-Korrektur verursacht, wie zuvor angenommen, ein zu Abbildung 5.10 inverses Residuenmuster. Die Richtungen und die Beträge der Verschiebungen entsprechen im weitesten Sinne den zuvor in der Simulation berechneten Werten. Eine Analyse der inneren Genauigkeiten des Kalibrierprotokolls zeigt ebenfalls - wie zuvor erwartet - keine signifikanten Änderungen zur vorhergehenden Auswertung.

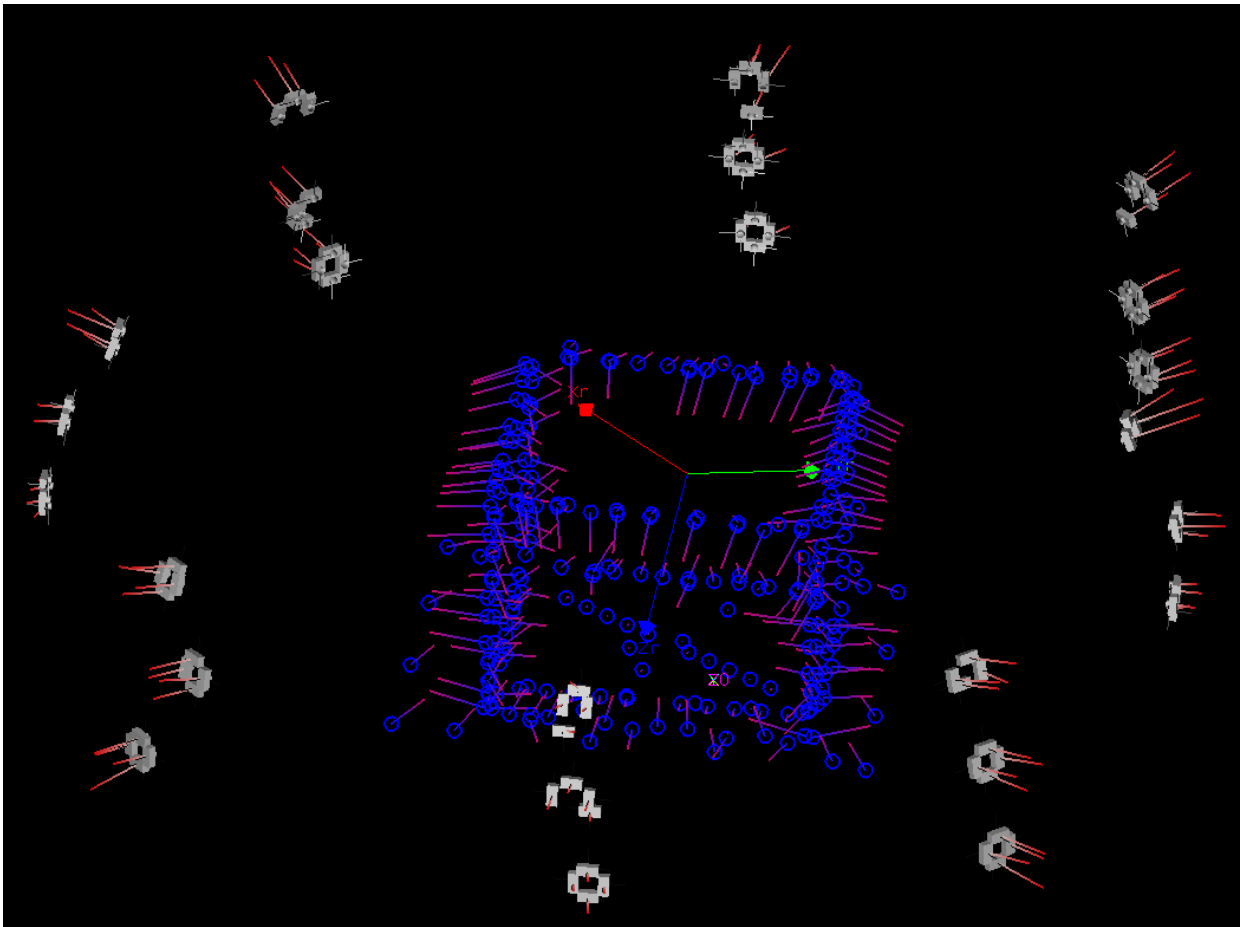


Abbildung 5.11: Visualisierung der EE-Korrektur nach der BBA.

5.3.6 Zusammenfassung

Die hier durchgeführte BBA erfolgt als Simultankalibrierung. Der Rangdefekt ist durch die Einführung von Helmert-Bedingungen behoben. Die Datumspunkte sind iterativ um die EE bereinigt. Eine vollständige Kompensation dieses Fehlers ist in der numerischen Simulation direkt nachgewiesen. Während der Realkalibrierung fehlt die Referenzinformation. Die Korrekturwirkung ist deshalb indirekt über Betrag und Richtungen nachgewiesen.

Zusammengefasst lässt sich feststellen, dass die eingeführte EE Widersprüche in der BBA erzeugt. Bei Kalibrierenebenen verursacht die gewählte Aufnahmeanordnung eine Kompensation durch die Kamerakonstante und EOR. Aus der inneren Genauigkeit des BBA-Protokolls ist dies nicht ersichtlich. Die wahren Abweichungen innerhalb der Ebene verbleiben im Mikrometer- bzw. Submikrometerbereich und sind durch die Kontrollstrecken wirksam nachgewiesen. In der Kamerakonstante entsteht ein Maßstabsfehler von 29 ppm. Andere Verzeichnungskoeffizienten bleiben nahe bei null und sind nicht signifikant.

Im zweiten Szenario gibt es ebenfalls eine Kompensation durch das Modell. Die Verfälschung der Kamerakonstante ist mit 5ppm geringer. Die Abweichungen äußern sich auch hier in den Objektkoordinaten und der EOR. Das Protokoll der BBA kann diesen Widerspruch zumindest numerisch nachweisen. Die Verzeichnungskoeffizienten sind ebenfalls nahe bei null und nicht signifikant.

Je systematischer die EE sich in den Bildmessungen äußert, desto mehr sind die Parameter der IOR und EOR systematisch verfälscht. Vor allem bei ebenen Kalibrierebenen lässt sich dieser Fehler nicht durch die BBA nachweisen. Im ungünstigsten Fall kann die EE bei Weiterverwendung der Kalibrierparameter mit festgehaltener IOR einen Maßstabsfehler von 5 ppm beim Quader bzw. 29 ppm bei der Ebene verursachen. Die beschriebenen Einflüsse und Systematiken hängen stark von der gewählten Aufnahmeconfiguration ab. Auch spielt die Wahl des Datums eine Rolle. Daher ist die Untersuchung der EE notwendig, sobald größere Kreiszielmarken verwendet werden müssen, um die Detektionsgenauigkeit zu steigern. Dies ist z. B. bei großen Öffnungswinkeln und Maßstabsunterschieden, günstiger Optik, kleinen oder rausch-starken Sensoren der Fall. Dann führt die Korrektur des EE-Fehlers zur Steigerung der erreichbaren Genauigkeiten.

Kapitel 6: EMVA1288-Gewichtsmodell

Dieses Kapitel beschreibt die Bildung eines **KQ**-Gewichtsmodells für Zielmarken, deren Zentren mit Bildverarbeitung algorithmisch detektiert wurden. Dies geschieht mithilfe der im **EMVA1288**-Standard festgelegten Kennzahlen. Hierzu soll zunächst an einem Beispiel dargestellt werden, wie ein Grauwert und dessen Rauschen zusammenhängen. Der Kerngedanke zur Bildung des Gewichtsmodells kommt dabei aus der Poisson-Verteilung. Je mehr Photonen während der Integrationszeit auf das Sensorelement treffen, desto höher ist dessen Signal-Rausch-Verhältnis (**SNR**). Die Varianz steigt dabei proportional. Wenn andere Fehlerquellen zunächst außer Acht gelassen werden, bedeutet dies, dass es auch einen Genauigkeitsunterschied zwischen verschiedenen Zielmarkendesigns geben muss. So besitzen schwarze Kreise auf weißem Hintergrund ein geringeres **SNR** als weiße Kreise auf schwarzem Hintergrund. Aus diesem Grund ist es wichtig, eine Untersuchung durchzuführen, wie sich ein solcher Unterschied auf die Genauigkeit der Zielmarkendetektion auswirkt. Wenn im Zuge dieser Auswertung größere Unterschiede erkennbar sind, dann würde ein Gewichtsmodell basierend auf diesen Genauigkeitsunterschieden zur Steigerung der Genauigkeit¹ einer **KQ**-Ausgleichung beitragen. Hierzu erfolgt zum Abschluss dieses Kapitels eine beispielhafte Untersuchung anhand einer realen Kamerakalibrierung.

6.1 Zielmarken: Schwarz-Weiß oder Weiß-Schwarz

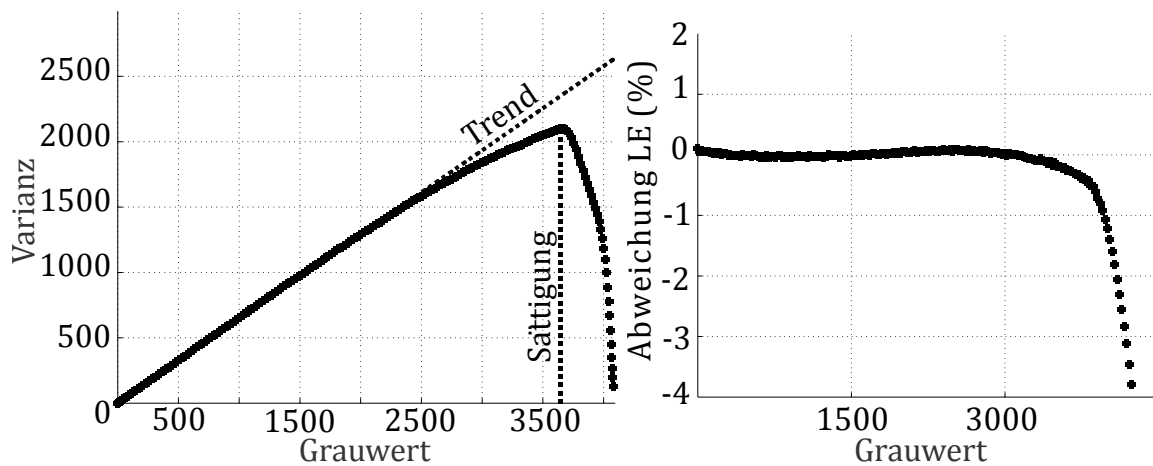


Abbildung 6.1: Links: Grauwertvarianz in Abhängigkeit zum Grauwert. Rechts: Abweichung des Grauwerts vom linearen Trend.

Dieses Unterkapitel betrachtet den Einfluss des Zielmarkendesigns aus Sicht der **EMVA1288**. Kapitel 2.4.2 verdeutlichte hierzu: Je dunkler ein Grauwert ist, desto geringer ist dessen **SNR**, da bei geringer Sättigung das Dunkelrauschen überwiegt. Abbildung 6.1-links zeigt hierzu die Photonentransferkurve [JKE85] eines 12Bit CMOS-Sensors. Der Trend folgt, wie zuvor erwähnt, ungefähr einer Poisson-Verteilung mit (angenommen) konstantem Skalierungsfaktor der internen Verstärkung K . Bei hoher Sättigung ist das **SNR** proportional höher. Allerdings haben Sensoren nahe der Sättigung in der Regel auch eine höhere Abweichung vom linearen Trend (Abbildung 6.1-rechts), die

¹Diese Aussage gilt nicht zwingend für die Präzision.

sich ebenfalls ungünstig auf die Grauwerte auswirkt. Inwieweit sich die Farbwahl auf die Stabilität des Zentrums von kreisförmigen Zielmarken auswirkt, zeigt Abbildung 6.2.

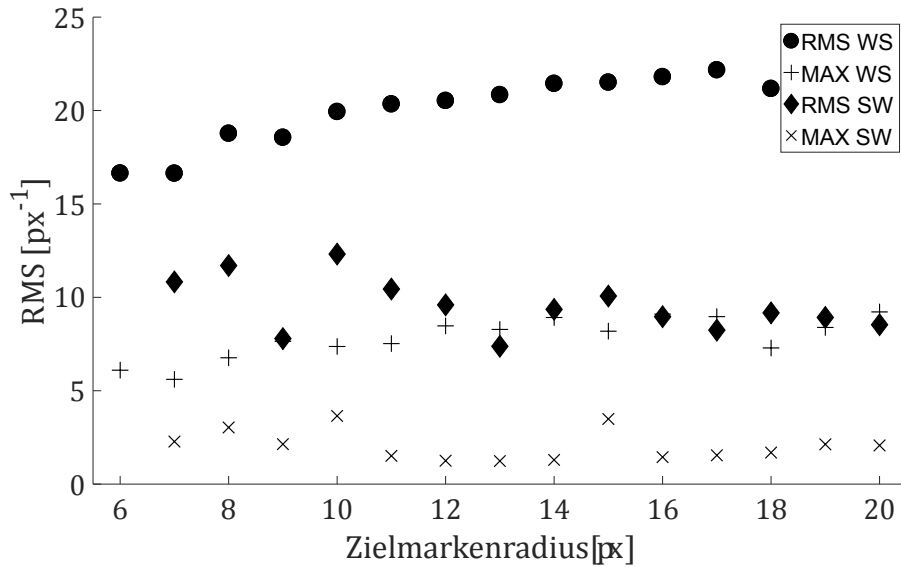


Abbildung 6.2: Rauschen des Kreismittelpunktes. Schwarzer Kreis auf weißem Hintergrund (SW) und weißer Kreis auf schwarzem Hintergrund (WS).

Hierzu wurde ein Feld mit etwa 400 Kreiszielmarken formatfüllend einhundert Mal hintereinander in einer unbeweglichen Konfiguration aufgenommen. Der bildseitige Radius variiert in diskreten Schritten zwischen 6 und 20 px mit 25 Zielmarken je Zeile (Radius). In der Grafik entspricht die Konfiguration WS weißen Kreisen auf schwarzem Hintergrund und SW schwarzen Kreisen auf weißem Hintergrund. Es ist deutlich zu erkennen, dass die WS-Kreise mit $1/15 - 1/25$ px RMS wesentlich genauer bestimmt sind als die Kreise der SW-Konfiguration.

Zur Plausibilitätskontrolle werden die Messbilder invertiert und erneut ausgewertet. Wie erwartet, ist in diesem Datensatz die SW-Konfiguration im selben Umfang genauer als WS². Damit sollte der Nutzer dieses Sensors auf die Verwendung von SW-Konfigurationen verzichten. Eine weitere Empfehlung für diesen Sensor betrifft die Nichtlinearität am Ende der Grauwertskala. Die in dieser Arbeit angesprochenen Verfahren zur Zentrumsbestimmung setzen zwingend eine Linearität in den Grauwerten voraus. Falls sich der systematische Anteil nicht ausreichend kalibrieren lässt, sollte die Belichtungszeit so angepasst werden, dass der höchste Grauwert außerhalb des nichtlinearen Bereichs bleibt.

²Tieferegehende Analysen sollten auch überprüfen, ob auch das Druckverfahren einen negativen Einfluss auf die schwarzen Zielmarken hat.

6.2 Gewichtsmodell der Beobachtungen

Kapitel 6.1 zeigt deutlich, dass Zielmarken aufgrund ihres Designs während der Aufnahme unterschiedlich viele Photonen an den Sensor reflektieren. Dadurch steht dem Bildverarbeitungsalgorithmus jeweils ein unterschiedliches SNR zur Verfügung. In Verbindung mit dem Dunkelrauschen und der Poisson-Verteilung der Lichtquelle (Kapitel 2.4) führt dies zu einer Unsicherheit während der Zentrumsbestimmung. In der Nahbereichsphotogrammetrie ist die BBA das Standardverfahren für die Bestimmung der Parameter. Dabei handelt es sich meist um eine gewichtete L_2 -Norm, wobei vereinfacht dargestellt - die folgende Matrixgleichung berechnet wird:

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{1} \quad (6.1)$$

Die detaillierte Bedeutung der einzelnen Größen ist in Kapitel 3.1 beschrieben. Zur übersichtlicheren Betrachtung gelten folgende Annahmen: Durch den Übergang in das Gauß-Markov-Modell entfällt \mathbf{B} . Ferner wird angenommen, dass alle Parameter deterministisch sind und es keine Zwangsbedingungen gibt, sodass auch \mathbf{C} und \mathbf{Q}_x entfallen. In dieser Gleichung ist der Tensor \mathbf{Q}_1 das stochastische Modell der Beobachtungen und besitzt die folgende symmetrische Form:

$$\mathbf{Q}_1 = \frac{1}{\sigma_0^2} \begin{bmatrix} \sigma_{l_1}^2 & \sigma_{l_1} \sigma_{l_1} \rho_{l_1,2} & \dots & \sigma_{l_1} \sigma_{l_b} \rho_{l_1,b} \\ & \sigma_{l_2}^2 & \sigma_{l_2} \sigma_{l_3} \rho_{l_2,3} & \dots & \sigma_{l_2} \sigma_{l_b} \rho_{l_2,b} \\ & & \ddots & \vdots & \\ & & & \sigma_{l_{b-1}} \sigma_{l_b} \rho_{l_{b-1},b} \\ \text{symm.} & & & & \sigma_{l_b}^2 \end{bmatrix} \quad (6.2)$$

Durch die Hauptdiagonale sind die Varianzen σ_l^2 der b Kreiszielmarken beschrieben, auf den Nebendiagonalen befinden sich dazu passende Korrelationsfaktoren. Aufgrund der Multiplikationsstruktur in Gleichung 6.1 entspricht \mathbf{Q}_1 einer Gewichtung. Beobachtungen, deren Varianz hoch ist, haben während der Ausgleichung einen geringeren Einfluss auf die Parameterschätzung. Zwangsläufig folgt daraus auch, dass keine Ausgleichung dieser Form ungewichtet ist, selbst wenn keine „bewusste“ Gewichtung gewählt wird. Bei fehlender \mathbf{Q}_1 entspricht die Gewichtsverteilung offensichtlich einer Einheitsmatrix. Alle Beobachtungen haben dann gleich hohen Einfluss auf die Parameterschätzung [Lin61], eine Eigenschaft, die sich gemäß U.S. - NIST [NIS12, Section 4.1.4.3]³ vor allem dann verfälschend auf die Ausgleichungsergebnisse auswirkt, sobald die Beobachtungen tatsächlich nicht gleich genau sind. Mit dem Einfluss einer KQ-Gewichtung befassen sich neben den in Abschnitt 3.1 zitierten Quellen auch [Tie47, Lin61, Wol61a, Got62, Ack63]. Aus den zitierten Quellen lässt sich ableiten, dass eine unzureichend beschriebene Gewichtung auch zu Diskrepanzen zwischen der äußeren und inneren Genauigkeit führen kann. Während der BBA lässt sich diese Abweichung im Idealfall mit Kontrollstrecken feststellen. Hierfür gibt es jedoch keine Sicherheit, da Kontrollstrecken nur aus diskreten Punkten bestehen. Es ist genauso denkbar, dass die Kontrollstrecken aufgrund ihrer Position und Lagerung nicht geeignet oder nicht in ausreichender Zahl verfügbar sind, um eine stichhaltige Kontrolle zu gewährleisten.

³Originaltext: „... the main advantage that weighted least squares enjoys over other methods is the ability to handle regression situations in which the data points are of varying quality. If the standard deviation of the random errors in the data is not constant across all levels of the explanatory variables, using weighted least squares with weights that are inversely proportional to the variance at each level of the explanatory variables yields the most precise parameter estimates possible.”

Eine Gewichtung ist auch nur dann sinnvoll, wenn die Varianzen der Beobachtungen mit übergeordneter Genauigkeit bekannt sind und die Beobachtungen selbst frei von systematischen oder groben Fehlern sind. Nur dann liefert die Methode der kleinsten Quadrate „... die wahrscheinlichsten Werte der Unbekannten“ [Hel72]. Ein Beispiel für systematische EE-Fehler und deren Auswirkung auf photogrammetrische Ergebnisse ist in Abschnitt 5.3 beschrieben. Die Verwendung von Ellipsenzentren ohne eine vorherige EE-Korrektur birgt ein hohes Risiko. Eine beispielhafte EE-Auswertung sei in Abbildung 6.3 dargestellt. Es handelt sich um eine mittels Bildverarbeitung detektierte Kreiszielmarke. Deren Halbachsen sind $a \approx 15\text{px}$ und $b \approx 4\text{px}$ (äußerer grüner Ring). Die KQ-Ausgleichung liefert als innere Genauigkeit einen mittleren Punktfehler von $\sigma_{xy} \approx 2/100\text{px}$. Im Bild ist die Fehlerellipse skaliert als innerer Ring (orange) dargestellt. Die Auswertung der EE gemäß Abschnitt 5.3 ergibt einen Wert von $\sigma_{exz} \approx 20/100\text{px}$. Im Bild entspricht der Verlauf der skalierten Linie (grün) entlang der kleinen Halbachse. Ein nicht korrigierter EE-Fehler übertrifft in diesem Fall den in der Ausgleichung bestimmten mittleren Punktfehler um Faktor 10. Gemäß Fehlerfortpflanzung gilt $\sigma_{xy} \geq \max(\sigma_i)$. Die nicht korrigierte systematische EE-Komponente verschmiert nicht nur die Genauigkeitsabschätzung durch ihr falsch gewähltes Gewicht [Cub54], sondern auch die später in der BBA berechneten Parameter. Dasselbe geschieht auch durch grobe Fehler.

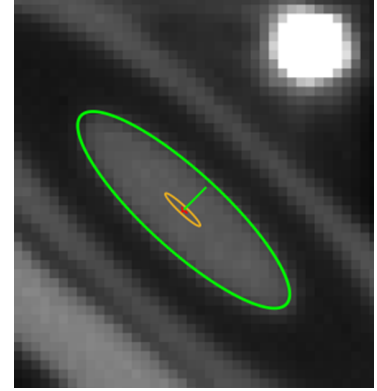


Abbildung 6.3: Detektierte Kreiszielmarke und deren Genauigkeit im Verhältnis zur EE.

In der Nahbereichsphotogrammetrie ist es ferner üblich eine weitere Form zur Gewichtung aller Beobachtungen zu verwenden. Alle Varianzen in \mathbf{Q}_1 erhalten eine empirisch geschätzte Genauigkeitsangabe (z. B. 4/100 px). Die a priori-Standardabweichung der Gewichtseinheit σ_0 erhält denselben Wert. Dies ist jedoch nichts anderes als eine skalierte Einheitsmatrix und somit eine Gleichgewichtung und sollte nur dann verwendet werden, wenn zunächst tatsächlich keine Information zur Genauigkeit vorliegt.

Nach erfolgreicher BBA lässt sich die berechnete a posteriori-Varianz der Gewichtseinheit

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{Q}_1^{-1} \mathbf{v}}{f} \quad \text{mit} \quad (6.3)$$

$$\mathbf{v} = [v_{x,1} \quad v_{x,2} \quad \dots \quad v_{y,1} \quad v_{y,2} \quad \dots \quad v_{y,n}]^T \quad (6.4)$$

mittels Globaltest auf statistische Plausibilität prüfen, vergleiche hierzu [SC89, S. 64 ff.]. Das Verhältnis aus σ_0^2 und $\hat{\sigma}_0^2$ folgt der zentralen $\chi^2(\alpha, f)$ -Verteilung mit der Signifikanz α und f Freiheitsgraden. Damit lauten die Hypothesen und das stochastische Modell:

$$T = f \frac{\sigma_0^2}{\hat{\sigma}_0^2} \sim \chi^2(\alpha, f) \quad (6.5)$$

$$H_0 : \mathbb{E}(\hat{\sigma}_0^2) = \sigma_0^2 \quad (6.6)$$

$$H_A : \mathbb{E}(\hat{\sigma}_0^2) \neq \sigma_0^2 \quad (6.7)$$

$$\text{diag}(\mathbf{Q}_{1,1288}) = \frac{1}{\sigma_0^2} [\sigma_{x,1,1288}^2 \quad \sigma_{x,2,1288}^2 \quad \dots \quad \sigma_{y,n,1288}^2] \quad (6.8)$$

Bei Richtigkeit der Annahme über die Zielmarkengenauigkeiten gilt die Nullhypothese H_0 , sonst die Alternativhypothese H_A , und der Globaltest wird verworfen. Die Varianzen der Gleichung 6.8 werden mittels Ausgleichsrechnung oder Fehlerfortpflanzung bestimmt. Die hierfür notwendigen Varianzen der Grauwerte entsprechen Gleichung 2.30. Für den Grauwertschwerpunkt können die in [Maa92, S. 91] angegebenen Formeln wie folgt angepasst werden:

$$\sigma_x^2 = \sum \left(\frac{x_i - x_m}{\sum g_i} \right)^2 \sigma_{g,\text{total},i}^2 \quad (6.9)$$

$$\sigma_y^2 = \sum \left(\frac{y_i - y_m}{\sum g_i} \right)^2 \sigma_{g,\text{total},i}^2 \quad (6.10)$$

6.3 Anwendung in der Rekalibrierung

In diesem Unterkapitel erfolgt eine Untersuchung des im Kapitel 6.2 beschriebenen Gewichtsmodells anhand einer realen Kamerakalibrierung. Die hierbei verwendeten EMVA1288-Sensorkennzahlen entstammen einer vorhergehenden Laboruntersuchung. Die PRNU und DSNU des verwendeten Sensors entsprechen den Graphen aus Abbildung 6.1. Alle Aufnahmeeinstellungen entsprechen (soweit wie vom Hersteller gestattet) weitestgehend einem Rohdatenformat. Um die innere Temperatur und damit auch die Dunkelströme zu senken, sind der Pixeltakt und die Bildwiederholungsrate auf das Minimum herabgesetzt. Softwareeinstellungen, die zu Grauwertanpassungen führen, sind deaktiviert. Hierzu gehören Software-Gamma und Verstärkung sowie die Interpolation defekter Sensorelemente. Um Grauwerte überwiegend außerhalb der untersten und obersten 20 % des Dynamikbereichs zu erhalten, erfolgt auch eine Anpassung der Integrationszeit und der Belichtung. Dieser Kalibrierdatensatz umfasst 100 Bilder, wobei die Kamerastandpunkte im weitesten Sinne der Abbildung 5.9-links entsprechen. Vor der finalen Auswertung sind alle Kreiszentren gemäß Kapitel 5.3 auch um die EE korrigiert. Nach der Auswertung erfolgt eine Untersuchung auf Restsystematiken gemäß Kapitel 4. Diese kann eventuelle Anomalien des Gewichtsmodells aufdecken. Die Berechnung des stochastischen Modells der Grauwerte erfolgt mit der Gleichung 2.30. Der Übergang in das Rauschen des Zielmarkenzentrums erfolgt mit den Gleichungen 6.9 und 6.10.

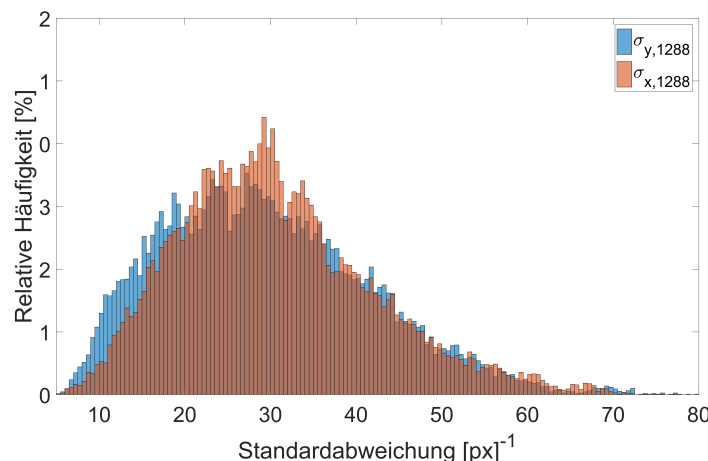


Abbildung 6.4: Schätzung der Zielmarkengenauigkeit durch den EMVA1288-Standard.

Die Vorabschätzung zur erreichbaren Genauigkeit der Zielmarkenmittelpunkte im Bildraum zeigt das Histogramm in Abbildung 6.4. Es ist deutlich zu erkennen, dass es sich nicht um eine Gleichverteilung handelt. Daher würde eine gleichgewichtete BBA für viele Parameter signifikant abweichende Werte liefern. Nach ausgleichender Schätzung einer Histogrammkurve liegt der Median beider Verteilungen bei $\approx 1/28.75\text{px}$. Dieser Wert deckt sich auch ungefähr mit den in Abbildung 6.2 für diesen Sensor nachgewiesenen Genauigkeiten. Die Übertragung dieser Werte in den metrischen Bildraum ergibt einen durchschnittlichen mittleren Punktfehler σ_{xy} von $2.2\mu\text{m}/28.75 \approx 0.077\mu\text{m}$. Berechnet mit der Steigung aus Abbildung 3.8 liegt die erwartete RMS bei einem Kalibrierkubus mit 95 % Wahrscheinlichkeit bei $146 \times 0.077\mu\text{m} \approx 11\mu\text{m}$. An dieser Stelle muss jedoch einschränkend daran erinnert werden, dass diese Schätzung lediglich den Fehler des Sensors beinhaltet. Reale Messungen können durch ein unzureichend modelliertes oder instabiles Objektiv über zusätzliche stochastische Fehler verfügen, die ebenfalls berücksichtigt werden müssen. Daher sind Abweichungen zu real erreichten Genauigkeiten ohne Berücksichtigung der genannten Faktoren zu erwarten.

Die abschließende BBA liefert mit $\mathbf{Q}_{1,1288}$ und $\sigma_0 = 1.0$ das Verhältnis $\sigma_0/\hat{\sigma}_0 \approx 0.96$. Mit diesen Eingangsdaten weicht der erwartete Varianzfaktor etwa 4 % vom berechneten Varianzfaktor ab. Der RMS-Wert des Objektraums liegt mit $\approx 10\mu\text{m}$ ebenfalls nahe am geschätzten Wert. Die ausgewiesenen Fehler der Kontrollmaßstäbe sind mit $\approx 12\mu\text{m}$ ebenfalls plausibel. In einer Kontrolle mit gleichgewichteten Beobachtungen (σ_{xy} aller Beobachtungen = $1/25\text{px}$) liefert die BBA als Verhältnis $\sigma_0/\hat{\sigma}_0 \approx 0.73$ einen deutlich ungünstigeren Wert. Dies ist ein Hinweis, dass die mit $1/25\text{px}$ angenommene Bildmessgenauigkeit zu niedrig ist. Die RMS-Werte der Objektkoordinaten und der Kontrollmaßstäbe liefern vergleichbare Werte. Allerdings ist das quadratische Mittel nur eine sehr grobe Betrachtung. Ein detaillierter Überblick lässt sich wie in Abbildung 6.5 gezeigt, mithilfe von Histogrammen realisieren.

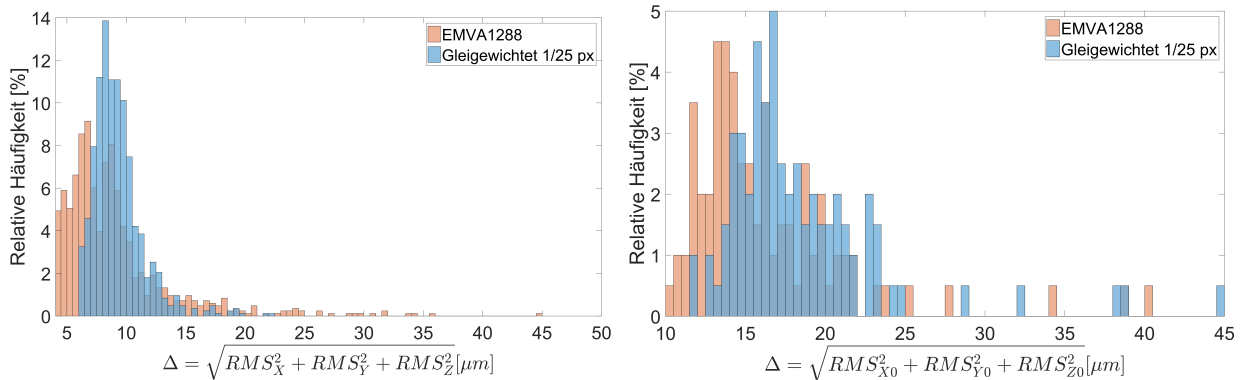


Abbildung 6.5: Verteilung der erreichten Genauigkeiten. Links: Objektkoordinaten. Rechts: Kamerapositionen.

Der linke Teil zeigt die Verteilung des mittleren Punktfehlers σ_{XYZ} der Objektkoordinaten. Die mit $\mathbf{Q}_{1,1288}$ berechneten RMS-Werte sind nicht nur anders verteilt, sondern auch überwiegend genauer als die der gleichgewichteten Schätzung. Gleiches gilt für die Kamerapositionen. Da die Verteilungen der Rotationsparameter und Verbesserungen nahezu deckungsgleich sind, wird auf deren explizite Darstellung verzichtet. In dieser Betrachtung muss auch daran erinnert werden, dass σ_0 für diesen Sensor schon als Erfahrungswert (siehe Abbildung 6.2) bekannt ist, weshalb die Fehlerverteilung vermutlich auch nicht so stark abweicht (positiv oder negativ), wie es bei einer zufälligen Schätzung womöglich wäre. Ein Vorteil dieser Methode ist, dass alle stochastischen

Werte in $\mathbf{Q}_{1,1288}$ vollständig aus der EMVA1288-Kalibrierung und der Konfiguration abgeleitet sind. Vorhergehende Erfahrungswerte sind somit zwar von Vorteil, aber nicht zwingend notwendig.

6.4 Zusammenfassung

Vorhergehende Unterkapitel beschreiben, wie erreichbare BBA-Genauigkeiten, schon a priori mit Hilfe der im EMVA1288-Standard vorgeschlagenen Kennzahlen approximiert werden können. Die vorgestellte Vorgehensweise bedarf jedoch einer vorhergehenden Kalibrierung des Sensors sowie einer bekannten Anordnung des Bildverbandes. Die benötigten Kennzahlen können entweder mit übergeordneter Genauigkeit in Verbindung mit zertifizierter Ausrüstung oder teilweise und weniger genau aus mehrfacher Aufnahme eines formatfüllenden Grauwertgradienten bestimmt werden. Letzteres hat den Vorteil, dass auch die Linse samt Filter und somit das später in der Messung verwendete Spektralband berücksichtigt wird, da die EMVA1288-Kalibrierung in der Regel nur mit einer vorgegebenen Wellenlänge ohne Linse durchgeführt wird. In der Praxis kommen oft wegen der verfügbaren Belichtung nur Sperr- bzw. Bandfilter und eine bestimmte Brennweite infrage. Zur Langzeitstabilität der so bestimmten EMVA1288-Kennzahlen gibt es bisher noch keine Erfahrungswerte. Wichtig ist auch, dass während der Messung und Kalibrierung ungefähr dieselben Bedingungen herrschen (Temperatur, Wellenlänge, Belichtungszeit, Zielmarkendurchmesser, Algorithmus zur Zentrumsbestimmung, ...). Aufgrund der noch nicht untersuchten Fertigungsschwankungen besteht kein Erfahrungswert, welchen Einfluss solche Abweichungen haben können. Bekannt ist jedoch, dass ein und derselbe Sensortyp, verbaut mit der Steuerelektronik unterschiedlicher Hersteller, Ergebnisse unterschiedlicher Qualität liefern kann [Jä16]. Ein perfekt gefertigtes Sensorelement wandelt einfallende Photonen linear in Grauwerte. Alle Sensorelemente eines perfekt gefertigten Sensors sind gleich groß (evtl. quadratisch), gleich sensitiv und liegen in einer Ebene. Es gibt keine Störkomponenten, wie Signal- und Dunkelrauschen, Sättigung, Sensitivitätsinhomogenitäten, (unkalibrierbare) heiße, kalte und tote Sensorelemente sowie Temperatur- und zeitliche Abhängigkeiten. Dies wird in der üblicherweise verwendeten mathematischen Modellierung der BBA und Zielmarkendetektion erwartet. Abweichungen vom perfekten Sensor verändern die Grauwerte mit einer systematischen und einer stochastischen Komponente. Während der systematische Anteil durch die EMVA1288 kalibriert werden kann, limitiert der stochastische Anteil die erreichbare Genauigkeit. Zur Auswertung erfolgte die Speicherung der Aufnahmen als Rohdaten, zumindest, soweit es in dieser Konfiguration realisierbar ist. Alle herstellereinspezifischen Anpassungen wie Verstärkung, Gamma oder Interpolation defekter Sensorelemente, sind deaktiviert. Befindet sich eine Zielmarke im Bereich eines unkalibrierbaren Sensorelementes, so kann dieses ein Sensorelement vollständig aus der Schätzung des Zentrums entfernt werden, im Zweifelsfall auch die komplette Zielmarke. Um das Dunkelrauschen zu reduzieren, sind die Bildfrequenz und der Pixeltakt auf ein Minimum herabgesetzt. Dadurch sinken der Stromverbrauch und die interne Temperatur. Die Belichtung und die Belichtungszeit sind so gewählt, dass die Verteilung der Grauwerte im mittleren Bereich liegt und weder stark in das Dunkelrauschen noch in die Nichtlinearität fällt. Der für diese Untersuchung benutzte (und vergleichbar günstige) CMOS-Sensor erreichte mit den zuvor im Labor ermittelten EMVA1288-Kennzahlen eine a priori geschätzte und später real nachgewiesene Zentrumsgenauigkeit von $\approx 1/29\text{px}$. Über alle Zielmarken hinweg betrachtet weicht die tatsächliche Standardabweichung der Gewichtseinheit der BBA nur um $\approx 4\%$ von dem im Voraus berechneten Wert ab. Auch sind die erreichten Objektgenauigkeiten nur mit einer geringen Abweichung

geschätzt. Damit liefert der [EMVA1288](#)-Standard eine aus photogrammetrischer Sicht sehr gute Abstraktionsebene zwischen Sensor und Grauwert.

Kapitel 7: Schlussbetrachtung

7.1 Zusammenfassung

Die klassische Photogrammetrie sieht sich durch die fortschreitende Entwicklung in der Halbleitertechnik und damit auch in der Sensortechnik einem zunehmenden Wandel unterworfen. Die wichtigsten Aspekte sind dabei eine stetig zunehmende Auflösung, dynamischer Farbumfang sowie die damit verbundene Datenmenge. Kombiniert mit der mindestens genauso erfolgreichen Entwicklung der optischen Komponenten, Bildverarbeitung, Rechenleistung moderner Prozessoren und GPGPUs, erzielen die photogrammetrischen Messsysteme zunehmend höhere Genauigkeiten und Automatisierung. Im Gegensatz zum bilderzeugenden Teil basiert ein Großteil des mathematischen Fundaments auf Verfahren, die noch zur Zeit der analogen Kameras entwickelt wurden. Anpassungen des Formelwerks an digitale Sensoren schienen auch zunächst nicht notwendig, da erreichbare Genauigkeiten bis dato aufgrund anderer Faktoren limitiert waren. Daher würden Modelle, die auch Feinheiten des Sensors beschreiben, nicht zwangsläufig zuverlässigere Ergebnisse liefern. Dies ist heute nicht mehr der Fall. Eine ähnliche Entwicklung gab es bereits bei anderen ingenieurgeodätischen Instrumenten. Hierzu schreibt [Böh67]: „In den letzten Jahrzehnten setzte die verfeinerte Konstruktion der Instrumente vor allem den Einfluss der zufälligen Fehler (z.B. beim Anzielen, bei der Ablesung, in der Teilung der Latten oder Kreise) herab. Deshalb machen sich heute die besonders von den physikalischen Eigenschaften der Instrumente und den atmosphärischen Einflüssen herrührenden systematischen Fehler stärker bemerkbar, in manchen Fällen (z. B. beim Nivellement, bei der Basismessung mit Invardrähten) überschreiten sie den Einfluss der zufälligen Fehler. Sie verhindern oft eine weitere Steigerung in der Genauigkeit der Messergebnisse.“

Diese Arbeit hat sich zum Ziel gesetzt, bestehende Methoden zur Voraussage der photogrammetrisch erreichbaren Genauigkeiten einer Bündelblockausgleichung dahingehend zu erweitern, dass auch die Eigenschaften digitaler Flächensensoren berücksichtigt werden können. Die Bearbeitung dieser Aufgabe erfolgt in mehreren teils unabhängigen Schritten. Der erste Schritt ist die Schaffung geeigneter Voraussetzungen in der Messanordnung. Aus einer unzureichend gewählten Konfiguration folgt direkt ein negativer Einfluss auf die maximal erreichbare Genauigkeit. Daher sind die Nebenbedingungen so gewählt, dass die zu untersuchenden Effekte sichtbar und damit auch parametrisierbar werden. Empfehlungen hierzu gibt unter anderem die in der Photogrammetrie breit akzeptierte und mehrfach auf die Probe gestellte VDI/VDE 2634.

Der zweite Schritt ist die Sicherstellung, dass die verwendeten Messungen frei von systematischen Fehlern sind. Nur dann liefert die Methode der kleinsten Quadrate und damit auch die Bündelblockausgleichung die wahrscheinlichsten Werte für die Parameter. In der Nahbereichsphotogrammetrie werden vorzugsweise Kreiszielmarken eingesetzt. Deren Detektion im Bild erzeugt einen systematischen Fehler. Dieser wächst mit einem flacheren Betrachtungswinkel sowie steigendem Zielmarkendurchmesser. Auf die Verwendung von größeren Zielmarken sollte dennoch nicht verzichtet werden. Bei korrigiertem Zentrum sorgen diese durch das höhere Signal-Rauschverhältnis auch bei großen Öffnungswinkeln, Maßstabsunterschieden und rauschstarken Sensoren für eine höhere Detektionsrate und Zentrumsgenauigkeit. Inwieweit sich ein unkorrigierter Exzentrizitätsfehler auf die einzelnen Kennzahlen der Bündelblockausgleichung auswirkt, wurde mithilfe von numerischen Simulationen untersucht. Diese Untersuchungen zeigten, dass vernachlässigte Korrekturen Wider-

sprüche in der Bündelblockausgleichung erzeugen. Deren Kompensation erfolgt in Kombination mit den untersuchten Kalibrierkörpern durch die Brennweite und einen Versatz in der Kameraposition. Die Verzeichnungskoeffizienten erfahren dagegen keinen signifikanten Einfluss. Im Falle des ebenen Kalibrierkörpers kann der Exzentrizitätsfehler nicht durch die Kennzahlen der inneren Genauigkeit nachgewiesen werden. Die eingeführten Kontrollstrecken eignen sich zur Schätzung der äußeren Genauigkeit innerhalb der Ebene. Nach Bündelblockausgleichung verblieb in der Kamerakonstante ein Maßstabsfehler von etwa 29 ppm. Dieser ist insbesondere dann zu berücksichtigen, wenn die innere Orientierung in einem anschließenden Projekt als festgehaltene Größe in die Bündelblockausgleichung einfließt. Eine Kompensation durch das Modell gab es auch beim Kalibrierkubus. Der Einfluss auf die Brennweite ist mit 5 ppm allerdings deutlich geringer. Anders als bei der Kalibrierebene konnte die Kompensation durch das Modell weder aus den Kennzahlen zur inneren Genauigkeit noch aus den eingeführten Kontrollstrecken vollständig nachgewiesen werden. Eine tiefergehende Untersuchung der Kontrollstrecken zeigte, dass Letztere tatsächlich nicht geeignet sind, um durch Exzentrizitätsfehler verursachte Deformationen im Objektraum nachzuweisen. Es kommt zwar zu Deformationen in den Objektkoordinaten, diese sind allerdings seitenweise zum Ursprung versetzt, ohne dass es nennenswerte Längenkontraktionen in Richtung der Kontrollstrecken gibt. Der abschließende Nachweis einer Korrekturwirkung des verwendeten Ansatzes erfolgt indirekt in einer real durchgeführten Simultankalibrierung. Die nach der Korrektur festgestellten Residuen decken sich mit den zuvor in der Simulation erreichten Werten.

Allgemein betrachtet können nicht nur Messungen, sondern alle Kennzahlen der Kleinste-Quadrate-Methode über systematische Muster verfügen und darüber hinaus auch genauigkeitsmindernd wirken. Eine historisch bevorzugt analysierte Quelle sind die Residuen. Wenn diese über ein signifikantes Muster verfügen, dann könnte die Ursache eine noch unzureichende mathematische Modellierung sein. Ein erweiterter Parametersatz kann durch Behebung dieser Schwäche zu einer Spezifikation mit höherer Genauigkeit führen. Die visuelle Residuenanalyse erweist sich bei einer zunehmend höher werdenden Beobachtungs- oder Bildanzahl als äußerst impraktikabel. Von einer visuellen Analyse der Bildresiduen aus einer Bündelblockausgleichung ist generell abzuraten, da hierbei die Residuen aller Bilder in Abhängigkeit von verschiedensten Parametern betrachtet werden müssen. Der Nutzer hätte immer das Risiko, dass systematische Muster in einzelnen oder mehreren Bildern erkannt werden, die im Gesamtkontext keine statistische Signifikanz besitzen. Daher erfolgt in dieser Arbeit der Nachweis von verbleibenden Mustern in den Residuen einer Bündelblockausgleichung mit statistischen Lernverfahren. Hierzu wird eine spezielle Kamera-Objektiv-Kombination untersucht. Ziel ist es, nachzuweisen, ob die bestehende Verzeichnungskorrektur genügt, um die Bildfehler zu beschreiben, oder ob es nach der Bündelblockausgleichung noch zu signifikanten Mustern in den Bildresiduen kommt, die sich genauigkeitsmindernd auf das Gesamtergebnis auswirken. Die Stärken maschineller Lernverfahren liegen vor allem in der Klassifizierung und nicht in der Regression. Aus diesem Grund werden die Residuen zur Auswertung anhand ihrer Größe in Klassen gruppiert. Deren Anzahl ist proportional zur verfügbaren Datenmenge. Das berechnete Modell erreichte mit 10 Klassen eine Übereinstimmung von $\approx 55\%$. Ein Zufallsschätzer erreicht nach Berücksichtigung der Klassengrößen deutlich niedrigere $\approx 17\%$. Dies allein ist schon ein Hinweis darauf, dass es in diesem Datensatz noch signifikante Muster in den Bildresiduen gibt. Um diese Vermutung zu erhärten, erfolgt eine diskrete Korrektur durch das Modell. Nach erneuter Bündelblockausgleichung mit den korrigierten Bildmessungen, sinken die Testwerte der Objektkoordinaten von $\text{RMS} \approx 170\mu\text{m}$ auf $\approx 75\mu\text{m}$. Auch die Kontrollstrecken verbessern sich von $\text{RMS} \approx 70\mu\text{m}$ hin zu $\approx 36\mu\text{m}$. Dies erhärtet nochmals die Vermutung, dass die Muster der Residuen signifikant sind, sodass eine Genauigkeitssteigerung durch zusätzliche Parameter in der Bündelblockausgleichung erreicht wer-

den kann. Diese Methode hat allerdings ihre Einschränkungen. Sie basiert auf Beweisen, die eine Klassenteilung annehmen, weshalb reellwertige Residuen zunächst in Klassen gruppiert werden müssen. Eine weitere Einschränkung ist der hohe Datenbedarf. Diese Forderung folgt jedoch aus der Vapnik-Chervonenkis-Theorie und gilt daher unabhängig vom Schätzer. Ebenfalls nachteilig ist die begrenzte Interpretierbarkeit aller Machine-Learning-Ergebnisse. Deren Parameter sind eine Art Blackbox, während in der Photogrammetrie bevorzugt physikalisch interpretierbare Größen Verwendung finden. Dennoch ist die erläuterte Methode geeignet, um automatisiert vorhandene Restsystematiken in Bildresiduen nachzuweisen, und dient damit als Ergänzung zu den bereits bestehenden Methoden. Durch Kombination aller Methoden lässt sich eine Hypothese zunehmend erhärten oder widerlegen.

Vorhergehende Schritte stellten sicher, dass die Aufnahmeanordnung, die Wahl des Kalibrierverfahrens sowie die Daten- und Modellierungsqualität sich nicht genauigkeitsmindernd auf die erreichbaren Ergebnisse der Bündelblockausgleichung auswirken. Neben dem bereits berücksichtigten optischen Einfluss kann nun die Betrachtung des Sensors und dessen Einfluss auf die erreichbare Genauigkeit erfolgen. Hierzu wird eine hardwareunabhängige Betrachtung des Sensors mithilfe des EMVA1288-Standards angestrebt. Eine solche Unabhängigkeit hat mehrere Vorteile. Zum einen ist die Technologie hinter den heutigen Sensoren nicht bis ins notwendige Detail offengelegt. Dies allein macht eine detaillierte und lückenlose Nachverfolgung jedes einzelnen Photons bis hin zum Grauwert eines Sensorelementes unmöglich. Zusätzlich können einzelne Verfahren kurzlebig sein und deshalb früher oder später an Relevanz verlieren. Deutlich greifbarer und beständiger sind dagegen einzelne Grauwerte der Sensorelemente in Kombination mit deren Rauschanteil. Der EMVA1288-Standard beschreibt den Pfad eines Photons vom Auftreffen auf die Pixelfläche bis hin zum Grauwert als ein abstraktes Black-Box-Modell mit wenigen Kennzahlen. Diese Kennzahlen ermöglichen eine direkte Verbindung der Sensor-Radiometrie mit der Objektraum-Geometrie. In dieser Beziehung bildet die Bildverarbeitung das erste Glied. Jedes Sensorelement hat einen zuvor kalibrierten Rauschanteil. Dieser fließt als stochastisches - zwischen Sensor-Radiometrie und Bildgeometrie verbindendes - EMVA1288-Rauschmodell in die Berechnung des Zielmarkenmittelpunktes und dessen Rauschmodells ein. Mit der Unsicherheit des Zielmarkenmittelpunktes erfolgt die Abschätzung der erreichbaren Genauigkeit durch physikalisch orientierte Simulationen. Letztere stellen die Verbindung zwischen Mittelpunktrauschen und Objektrauschen her. Eine solche Vorgehensweise verfeinert die Modellierung der bisherigen Methoden zur Abschätzung der in Bündelblockausgleichungen erreichbaren Genauigkeiten signifikant. Die beschriebene Vorgehensweise benötigt jedoch eine zuvor durchgeführte Laborkalibrierung des Sensors mit EMVA1288 kompatiblen Instrumentarium. Auch sollten die während der EMVA1288-Kalibrierung geltenden Bedingungen wie Temperatur, Wellenlängen und Belichtungszeit auch den realen Messbedingungen entsprechen. Die Eignung des stochastischen EMVA1288-Modells wurde an einer Realkalibrierung untersucht. Dabei erfolgte die Speicherung der Bilder im verlustfreien Format und - soweit möglich - als Rohdaten. Hierzu wurden alle herstellerspezifischen Korrekturen wie Software-Verstärkung, Gamma oder die Interpolation defekter Sensorelemente deaktiviert. Um Stromverbrauch, Temperatur und das damit verbundene Dunkelrauschen zu senken, wurden die Bildwiederholrate und der Pixeltakt auf ein Minimum herabgesetzt. Die Belichtungszeit wurde so gewählt, dass die Grauwerte der Zielmarke weder stark in das Dunkelrauschen noch in die Nichtlinearität am oberen Ende des Dynamikumfangs fallen. Das auf dem EMVA1288-Standard aufbauende stochastische Modell der Zielmarkenmittelpunkte ermöglichte es, in der Realkalibrierung einen a priori-Gewichtsfaktor zu schätzen, der nur 4 % von dessen a posteriori Wert abweicht. Auch konnten die aus der physikalischen Simulation vorausgesagten Objektraumgenauigkeiten mit nur geringen Abweichungen

vorausgesagt werden. Aus photogrammetrischer Sicht bildet der EMVA1288-Standard damit eine sehr gute Abstraktionsebene zwischen Sensor und Grauwert.

7.2 Ausblick

Die Ausarbeitung der einzelnen Themenpunkte lieferte neben den beschriebenen Ergebnissen auch eine Vielzahl an neuen Fragen und Anregungen, die aufgrund der thematischen Einschränkung nicht bearbeitet wurden.

Hierzu gehört der bewusst stark eingeschränkte Einfluss optischer Komponenten während der Modellierung. In Projekten kann es jedoch durchaus vorkommen, dass die Nebenbedingungen einen bestimmten Objekttyp vorschreiben, der spezifische Limitierungen mit sich bringt. Auch sind Farbfilter zur Reduktion der chromatischen Aberration nicht immer verwendbar. Diese Umstände sollten in weiterführender Forschung ebenso wie der Sensor modelliert und auf stochastischem Wege in der Bündelblockausgleichung berücksichtigt werden. Bei Objektiven, die stärker streuen oder insgesamt über eine geringere Stabilität verfügen, könnte somit die Lücke zwischen Präzision und Genauigkeit noch geringer ausfallen. Im Zusammenhang mit Kreiszielmarken gibt es einen Ansatz der die Point-Spread-Funktion berücksichtigt [KW94]. Es handelt sich um einen aus der Optik bekannten Abbildungsfehler, der unter anderem durch die Blende verursacht wird. Dabei wird ein theoretisch perfekter Lichtstrahl aufgrund der Wellencharakteristik des Lichtes während des Durchgangs durch die Apertur aufgespreizt. In der Abbildungsebene des Sensors entsteht anstatt eines Punktes ein flächenhaftes Muster. Diese Fehlerfläche trägt ebenfalls nachweislich zur Reduktion der insgesamt erreichbaren Genauigkeit bei. Ein weiterer optischer Einfluss, der sich nachweislich genauigkeitsmindernd auswirkt, ist das Objektivstreulicht [AFZ⁺14]. In diesem Fall wird das einfallende Licht nicht direkt durch das Linsensystem zum Sensor geleitet. Es erfolgt eine Streuung des Lichts am Gehäuserand oder aufgrund von Staubpartikeln bzw. Fertigungsungenauigkeiten in den optischen Komponenten. Dadurch kommt es ebenfalls zu ungünstigen Änderungen in den Grauwerten, die den Dynamikumfang und damit auch die erreichbare Genauigkeit eines photogrammetrischen Systems reduzieren. Hierzu sind Korrekturansätze in [AFZ⁺15] vorgeschlagen, die ebenfalls im stochastischen Modell berücksichtigt werden sollten.

Zur Detektion von verbleibenden Restfehlern wurde ein auf statistischen Lernverfahren basierender Ansatz beschrieben. Hierzu erfolgte eine Diskretisierung der Residuen in Klassen. Dies geschieht aufgrund der zur Verfügung stehenden Datenmenge. Schätzungen mit regressionsbasierten Schätzern wie der Stützvektorregression [DBK⁺97] oder neuronalen Netzen wurden ebenfalls durchgeführt. Diese erreichten in der durchgeführten Versuchsanordnung jedoch nicht die Leistungsfähigkeit einer Stützvektorklassifizierung. Als Referenzmaß wurden hierbei die RMS-Werte der Objektkoordinaten in Kombination mit den RMS-Werten der Kontrollmaßstäbe der korrigierten Bündelblockausgleichung gewählt. Zumindest für die Stützvektorregression existieren bereits Forschungsergebnisse, die schlechtere Voraussageraten gegenüber einer Klassifizierung belegen. Einen Ansatz um diese Schwäche zu überwinden beschreibt [CM02]. Für neuronale Netzwerke gilt dagegen das Universale-Approximations-Theorem [Hor91]. Dieses besagt, dass ein Feed-Forward-Network jede stetige Funktion mit nur einem Hidden-Layer samt einer finiten¹ Neuronenanzahl beliebig genau approximieren kann. Aus diesem Grund ist zunächst zu erwarten, dass zumindest ein neuro-

¹Jedoch exponentiell wachsenden.

nales Netz in der Regression eine vergleichbare Leistung erreicht. Weiterführende Untersuchungen in dieser Thematik sollten daher einen regressionsbasierten Ansatz anstreben, der frei von einer festgelegten Klassenzahl ist. Eine indirekte Loslösung von der Klassenzahl könnten auch unüberwachte Lernmethoden bieten, indem diese verwendet werden, um eine sinnvolle Klassenanzahl über einen statistischen Ansatz zu bestimmen.

Diese Arbeit nutzt Teile des EMVA1288-Standards als Abstraktionsebene zur Beschreibung des Sensors. Darin sind zur Ermittlung einer jeglichen Kennzahl passende Kalibriermethoden definiert. In diesem Zusammenhang sind Untersuchungen notwendig, wie oft ein Sensor kalibriert werden muss. Derzeit gibt es noch keine Untersuchungsergebnisse, inwieweit und unter welchen Bedingungen sich die ermittelten Kennzahlen eines Sensors im Laufe seiner Dienstzeit verändern. Danach könnte eine modellbasierte Betrachtung untersuchen, ob es Ähnlichkeiten in den Kennzahlen innerhalb eines Kameramodells gibt. Bei Mehrkamerasystemen wie [SBR⁺10], könnte eine Übertragbarkeit der Kennzahlen wirtschaftliche Vorteile zur Folge haben, da eine einmalige Kalibrierung nur eines Sensors ausreichend wäre. Neben Kennzahlen bieten Erweiterungen des EMVA1288-Standards auch Korrekturen einzelner Grauwerte. Eine davon ist die 2-Punkt-PRNU-Korrektur nach [Jä16]. Erste Erfahrungen zeigen, dass hierdurch ein deutlicher Genauigkeitsgewinn erzielt wird. Ansätze zur Korrektur der DSNU-Komponenten bieten [AFZP14]. Eine feinere Berücksichtigung der PRNU und DSNU könnte nicht nur zur Erreichung höchster Genauigkeiten beitragen, sondern auch kostengünstigere rauschstarke Sensoren auf eine neue Genauigkeitsebene heben und damit nochmals die Wirtschaftlichkeit der jeweiligen Komponenten stärken.

Danksagung

Die vorliegende Thesis beschreibt einen großen Teil der mir am i3mainz, Institut für raumbezogene Informations- und Messtechnik der Hochschule Mainz, im Jahr 2013 - 2017 übertragenen Aufgaben. In dieser Zeit habe ich durch die im Folgenden genannten Personen Unterstützung erhalten, wofür ich mich hier bedanken möchte.

Den mit Abstand größten Anteil haben meine betreuenden Professoren, der Institutsgründer und Leiter, Herr Prof. Dr.-Ing. Frank Boochs von der Hochschule Mainz, der Leiter der Active Vision Group an der Universität Koblenz, Herr Prof. Dr.-Ing. Dietrich Paulus, sowie der Leiter des Fachgebiets Photogrammetrie und Fernerkundung an der Technischen Universität München, Herr Prof. Dr.-Ing. Uwe Stilla. Über mehrere Jahre hinweg nahmen sie sich immer wieder Zeit, um in zahllosen Besprechungen alle Aspekte dieser Arbeit bis ins Detail zu diskutieren.

Mein Dank gilt auch den Kollegen am i3mainz, Herrn Prof. Dr.-Ing. Martin Schlüter, Herrn Dr. Ashish Karmacharya, Herrn Tobias Reich, Herrn Burkhard Tietz und Frau Songül Polat. Neben der Unterstützung während meiner praktischen Arbeiten und dem Korrekturlesen von Artikeln, halfen sie auch mit vielen anregenden Gesprächen.

Auch der Stiftung Rheinland-Pfalz für Innovation gilt mein Dank, die diese Untersuchungen im Rahmen des Projekts „Optimierte geometrisch/physikalische Modellierung digitaler Industriemeskameras im Einsatz der industriellen Qualitätskontrolle“ (MIndKam), Förderkennzeichen: 961 – 386261 / 1055, finanziert hat.

Abkürzungsverzeichnis

ADW	Analog-Digital-Wandler
BBA	Bündelblockausgleichung
DSNU	Dark Signal Non-Uniformity
EE	Zielmarken-, Ellipsen- oder Abbildungsexzentrizität
EMVA1288	European Machine Vision Association 1288
EOR	Äußere-Orientierung
FEM	Finite-Elemente-Methode
IOR	Innere-Orientierung
KQ	Kleinste-Quadrate
ML	Machinelles-Lernen
PRNU	Photon Response Non-Uniformity
RAW	Rohdaten des Sensors
SNR	Signal-Rausch-Verhältnis
SV	Stütz-Vektoren
SVM	Support-Vektor-Maschine
VC	Vapnik & Chervonenkis

Formelzeichen

Einheiten

Symbol	Erklärung
nm	Nanometer
μm	Mikrometer
mm	Millimeter
cm	Zentimeter
dm	Dezimeter
m	Meter
px	Pixel
kg	Kilogramm

EMVA1288

n_p	Photonenanzahl
μ_p	Photonenanzahl Mittelwert
σ_p	Photonenanzahl Standardabweichung
λ	Wellenlänge
η	Quantenausbeute
μ_e	Elektronenzahl Mittelwert
σ_e	Elektronenzahl Standardabweichung
μ_d	Mittelwert „Dunkler“ Elektronen
σ_d	Standardabweichung „Dunkler“ Elektronen
K	Interner Verstärkungsfaktor
σ_q	Standardabweichung der Quantisierung (Quantisierungsrauschen)
g	Grauwert
μ_g	mittlerer Grauwert
σ_g	Standardabweichung des Grauwertes eines Pixels
$\sigma_{g,\text{total},i}$	Standardabweichung des Grauwertes eines Pixels innerhalb der Sensorfläche

Machine Learning

\mathbb{P}	Wahrscheinlichkeit
G	Growth-Funktion
W	wahre Fehlerrate
N	berechnete Fehlerrate
n_p	Stichprobengröße
k	Anzahl der Versuche
d_{vc}	VC-Dimension
d	Grad des Polynom-Kernels
γ	Parameter des Gauß-Kernels

Kleinste-Quadrate

b	Anzahl Verbesserungen
d	Dimensionszahl der Beobachtungen
n	Anzahl Beobachtungsgleichungen
u	Anzahl Parameter
c	Anzahl Zwangsbedingungen
σ_0	Standardabweichung der Gewichtseinheit
$\hat{\sigma}_0$	Ausgeglichene Standardabweichung der Gewichtseinheit
v_i	Verbesserung der Beobachtung i
ρ_1	Korrelationskoeffizient zweier Beobachtungen i und j
Ω	Lagrange-Funktion des Gauß-Helmert-Modells
T	Transponiert
\mathbf{L}	Beobachtungen
$\hat{\mathbf{L}}$	Ausgeglichene Beobachtungen
\mathbf{v}	Verbesserungen (Residuen)
$\hat{\mathbf{v}}$	Ausgeglichene Verbesserungen
\mathbf{L}_0	Näherungswerte der Beobachtungen
\mathbf{l}	Reduzierte Beobachtungen: $\mathbf{L} - \mathbf{L}_0$
σ_1^2	Varianzen der Beobachtungen
\mathbf{X}	Parameter
\mathbf{X}_0	Näherungswerte der Parameter
\mathbf{x}	Reduzierte Parameter: $\mathbf{X} - \mathbf{X}_0$
$\hat{\mathbf{X}}$	Ausgeglichene Parameter
$\hat{\sigma}_X^2$	Varianzen der ausgeglichenen Parameter
ψ	Kollinearitätsgleichungen der Bündelblockausgleichung
τ	Zwangsbedingungen der Parameter
$\mathbf{0}$	Null Vektor/Matrix
\mathbf{k}_m	Korrelaten des Modells
\mathbf{k}_c	Korrelaten der Zwangsbedingungen
\mathbf{w}_m	Widerspruch des Modells
\mathbf{w}_c	Widerspruch der Zwangsbedingungen
\mathbf{M}	Momente-Matrix einer Zielmarke
\mathbf{E}	Einheitsmatrix
\mathbf{A}	Jacobi-Matrix der Parameter
\mathbf{B}	Jacobi-Matrix der Verbesserungen
\mathbf{C}	Jacobi-Matrix der Zwangsbedingungen
\mathbf{Q}_l	Varianzen und Kovarianzen der Beobachtungen
\mathbf{Q}_x	Varianzen und Kovarianzen der Parameter
$\mathbf{Q}_{\hat{l}}$	Varianzen und Kovarianzen der ausgeglichenen Beobachtungen
$\mathbf{Q}_{\hat{x}}$	Varianzen und Kovarianzen der ausgeglichenen Parameter
$\mathbf{Q}_{1,1288}$	Mit EMVA1288 vorab geschätzte Varianzen der Zielmarken

Photogrammetrie

c_k	Brennweite
b	Basis
m_b	Bildmaßstabszahl= Z/c_k
x_i	Bildmessung einer Zielmarke in x (Zeilen)
y_i	Bildmessung einer Zielmarke in y (Spalten)
$\sigma_{x,i}$	Standardabweichung der Bildmessung einer Zielmarke in x (Zeilen)
$\sigma_{y,i}$	Standardabweichung der Bildmessung einer Zielmarke in y (Spalten)
$v_{x,i}$	Bildverbesserungen der Zielmarken in X (Zeilen)
$v_{y,i}$	Bildverbesserungen der Zielmarken in Y (Spalten)
X_i	X-Wert einer Zielmarke im Objektraum
Y_i	Y-Wert einer Zielmarke im Objektraum
Z_i	Z-Wert einer Zielmarke im Objektraum
n_o	Anzahl Objektpunkte
ΔX_i	Iterativer Zuschlag für den X-Wert einer Zielmarke im Objektraum
ΔY_i	Iterativer Zuschlag für den Y-Wert einer Zielmarke im Objektraum
ΔZ_i	Iterativer Zuschlag für den Z-Wert einer Zielmarke im Objektraum
$N_{x,i}$	X-Werte der Oberflächennormale einer Zielmarke
$N_{y,i}$	Y-Werte der Oberflächennormale einer Zielmarke
$N_{z,i}$	Z-Werte der Oberflächennormale einer Zielmarke
$X_{0,j}$	X-Werte der Position einer Kamera
$Y_{0,j}$	Y-Werte der Position einer Kamera
$Z_{0,j}$	Z-Werte der Position einer Kamera
a_j	A-Werte der Orientierung einer Kamera
b_j	B-Werte der Orientierung einer Kamera
c_j	C-Werte der Orientierung einer Kamera
d_j	D-Werte der Orientierung einer Kamera
\mathbf{x}	Bildmessungen der Zielmarken in X (Zeilen)
\mathbf{y}	Bildmessungen der Zielmarken in Y (Spalten)
\mathbf{v}_x	Bildverbesserungen der Zielmarken in X (Zeilen)
\mathbf{v}_y	Bildverbesserungen der Zielmarken in Y (Spalten)
\mathbf{X}	X-Werte aller Objektkoordinaten
\mathbf{Y}	Y-Werte aller Objektkoordinaten
\mathbf{Z}	Z-Werte aller Objektkoordinaten
\mathbf{N}	Oberflächennormale einer Zielmarke
\mathbf{N}_x	X-Werte der Oberflächennormalen aller Zielmarken
\mathbf{N}_y	Y-Werte der Oberflächennormalen aller Zielmarken
\mathbf{N}_z	Z-Werte der Oberflächennormalen aller Zielmarken
\mathbf{X}_0	X-Werte der Positionen aller Kameras
\mathbf{Y}_0	Y-Werte der Positionen aller Kameras
\mathbf{Y}_0	Z-Werte der Positionen aller Kameras
\mathbf{a}	A-Werte der Orientierungen aller Kameras
\mathbf{b}	B-Werte der Orientierungen aller Kameras
\mathbf{c}	C-Werte der Orientierungen aller Kameras
\mathbf{d}	D-Werte der Orientierungen aller Kameras

Tabellenverzeichnis

2.1	Punktgenauigkeit in Abhängigkeit von der Bildmaßstabszahl und dem Basisverhältnis.	15
3.1	Datensatz Höhennetz.	39
3.2	Zusammenhang zwischen Zielmarke und Objektgeometrie.	40
3.3	Gegenüberstellung von Polynomgrad, Featuredimension, Stützvektorzahl und die dabei berechnete Fehlerrate.	55
4.1	Konfusionsmatrix des \mathbf{v}_x Datensatzes.	61
5.1	Kalibrierebene: Vergleich zwischen (wahrer) Genauigkeit und Präzision nach der Bündelblockausgleichung.	70
5.2	Kalibrierebene: Genauigkeit nach der Bündelblockausgleichung.	70
5.3	Kalibrierkubus: Vergleich zwischen wahrer Genauigkeit und Präzision nach der Bündelblockausgleichung.	72
5.4	Kalibrierkubus: Erreichte Genauigkeit nach der Bündelblockausgleichung.	72

Abbildungsverzeichnis

2.1	Geometrische Abbildung des Normalfalls.	14
2.2	Messungen in einem Streckennetz als schematische Skizze.	16
2.3	Modellierung des Bildverbandes.	17
2.4	Modellierung der Zielmarken.	18
2.5	Abweichung der Sensorfläche von der Ebene und Korrektur eines Sensors mit FEM-Maschen.	19
2.6	Versatz der Brennweite und Bildradius durch Unebenheiten in der Sensorfläche. . .	19
2.7	Blackbox-Kameramodell nach EMVA1288.	21
2.8	Kontrastverstärktes Dunkelbild und relative Sensitivität einzelner Pixel.	22
2.9	Teiltransparente Darstellung der ausgeglichen Residuen als Histogramm.	24
2.10	Darstellung der ausgeglichenen Residuenbeträge als Funktion des Abstandes zum Bildhauptpunkt.	24
2.11	Darstellung der skalierten Konfidenzhyperellipsoide des Gesamtverbandes.	25
2.12	Zusätzliche Deformationsparameter im Bildraum und deren Wirkung.	26
3.1	Methode der kleinsten Quadrate.	29
3.2	Zusammenhang von Bild- und Objektkoordinate während der 3D-Rekonstruktion. .	34
3.3	Visualisierung von Genauigkeit, Präzision und des wahren Wertes.	36
3.4	Ausgleichendes Höhenetz bei Datum-Lagerung auf zwei und allen Punkten.	39
3.5	Kalibrierebene und Kalibrierkubus nach VDI/VDE 2634.	41
3.6	Aufnahmekonfiguration der simulierten Kalibrierung mit Kalibrierebene und Kalibrierkubus.	41
3.7	Numerisch berechnetes Einzelbild einer Kalibrierebene und eines Kalibrierkubus. .	42
3.8	Simulierter Zusammenhang zwischen Bildrauschen und Objektraumgenauigkeit. . .	42
3.9	Wirkung des Zielmarkenmittelpunktrauschens auf die Schnittgenauigkeit.	43
3.10	Kreiszielmarke mit kodiertem Muster.	44

<i>ABBILDUNGSVERZEICHNIS</i>	96
3.11 Grauwertmatrix einer Ellipse und deren berechnete Kontur.	45
3.12 Konturlinien einer Zielmarke und deren Ausgleichsmodell.	46
3.13 Komponenten einer Ölbohrplattform.	47
3.14 Abbildungsexzentrizität entsteht aus projektiver Abbildung eines Kreises in die Ebene.	47
3.15 Ein Datensatz bestehend aus zwei Klassen und einem noch nicht klassifizierten Punkt und dessen Klassifizierung.	49
3.16 Ein zunächst linear nicht separierbarer Datensatz und dessen Klassifizierung durch ein komplexeres Modell.	50
3.17 Wahrer Verlauf der Klassentrennung und zwei von einander verschiedene Modelle mit gleicher Fehlerrate.	52
3.18 Optimale Klassenabgrenzung mit SVM.	53
3.19 Beispielhafte Darstellung einer Alle-Paare-Konfiguration mit drei Klassen.	54
3.20 Datensatz zunächst nicht linear separierbar und die Erweiterung des Feature-Raums mit Kernel-Tricks.	55
3.21 Visualisierung der UND-Funktion in einem ebenen Koordinatensystem.	56
4.1 Modellierung der Residuen-Systematik als Schwingung und die Einteilung der Residuen in Klassen.	59
4.2 Skalierte Residuen im Bildraum eines Einzelbildes und aller Bilder.	60
4.3 Einzelbild eines Prototyps mit starker Radialverzeichnung.	61
5.1 Simulierte Häufigkeit und Verteilung der Bildmessungen eines ebenen und quaderförmigen Kalibrierkörpers	63
5.2 Häufigkeit und Verteilung der Bildmessungen sowie der Verbesserungsbetrag in Abhängigkeit zum Bildradius.	64
5.3 Konfiguration während der Kamerakalibrierung mit beweglichen und starren ebenen Kalibrierkörpern.	65
5.4 Relativ erreichbare Genauigkeiten bei verschiedenen Schnittwinkeln zur Kalibrierebene.	66
5.5 Exzentrizitätskorrekturmodell mit einem Kamera und Zielmarkenkoordinatensystem.	68
5.6 Aufnahmekonfiguration der Kalibrierung mit einer Ebene.	69

5.7	Verschiebung der äußeren Orientierung aufgrund der Exzentrizität.	70
5.8	Einfluss der Exzentrizität auf die Parameter der inneren Orientierung sowie deren Wirkungsrichtung samt Betrag.	71
5.9	Aufnahmekonfiguration mit quaderförmigem Kalibrierkörper und der Einfluss einer verfälschten Kamerakonstante auf die Bildgeometrie.	71
5.10	Darstellung der Präzision nach der Bündelblockausgleichung.	73
5.11	Visualisierung der Korrektur nach der Bündelblockausgleichung.	74
6.1	Grauwertvarianz in Abhängigkeit zum Grauwert und Abweichung des Grauwerts vom linearen Trend.	76
6.2	Rauschen des Kreismittelpunktes. Schwarzer Kreis auf weißem Hintergrund und weißer Kreis auf schwarzem Hintergrund.	77
6.3	Detektierte Kreiszielmarke und deren Genauigkeit im Verhältnis zur Exzentrizität.	79
6.4	Schätzung der Zielmarkengenauigkeit durch den EMVA1288-Standard.	80
6.5	Verteilung der erreichten Genauigkeiten für die Objektkoordinaten und Kamerapositionen.	81

Literaturverzeichnis

- [AAALM06] AIT-AIDER, O. ; ANDREFF, N. ; LAVEST, J. M. ; MARTINET, P.: Exploiting rolling shutter distortions for simultaneous object pose and velocity computation using a single view. In: *Computer Vision Systems, 2006 ICVS'06. IEEE International Conference on IEEE*, 2006
- [Ack63] ACKERMANN, F.: Ein Beispiel zur Vernachlässigung von Korrelationen bei der Ausgleichung von bedingten Beobachtungen. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 5 (1963), S. 196–204
- [Ack67] ACKERMANN, F.: Theoretische Beispiele zur Lagegenauigkeit ausgeglichener Blöcke. In: *Zeitschrift Bildmessung und Luftbildwesen* 3 (1967), Nr. 67, S. 114–116
- [Ack68] ACKERMANN, F.: Gesetzmäßigkeiten der absoluten Lagegenauigkeit von Blöcken. In: *Zeitschrift Bildmessung und Luftbildwesen* (1968), Nr. 1, S. 3–15
- [AFZ⁺14] ACHATZI, J. ; FISCHER, G. ; ZIMMER, V. ; PAULUS, D. W. R. ; BONNET, G.: Measurement and analysis of the straylight point spread function. In: FRANKE, Karl-Heinz (Hrsg.) ; NESTLER, Rico (Hrsg.): *20. Workshop Farbbildverarbeitung, Wuppertal 2014, Tagungsband*, 2014. – ISBN 978-3-00-047016-5, S. 31–42
- [AFZ⁺15] ACHATZI, J. ; FISCHER, G. ; ZIMMER, V. ; PAULUS, D. W. R. ; BONNET, G.: Measurement and analysis of the point spread function with regard to straylight correction. In: *SPIE/IS&T Electronic Imaging, Proceedings 9404, Digital Photography XI, 940406, San Francisco, California, United States* International Society for Optics and Photonics, 2015
- [AFZP14] ACHATZI, J. ; FISCHER, G. ; ZIMMER, V. ; PAULUS, D. W. R.: Estimating an image sensor's temperature for darksignal-correction. In: *SPIE Electronic Imaging* International Society for Optics and Photonics, 2014
- [AIC02] AICON 3D SYSTEMS GMBH (Hrsg.): *Hinweise zur Kalibrierung von Kameras mit einer AICON Kalibriertafel*. PDF Online-Download: AICON 3D Systems GmbH, 2002
- [AIC17] AICON 3D SYSTEMS GMBH (Hrsg.): *Produktinfo 3D Arena für die Anwendung im industrielles Produkt-Design mit Scannerunterstützung*. PDF Online-Download: AICON 3D Systems GmbH, 2017
- [AM89] ABU-MOSTAFA, Y. S.: The Vapnik-Chervonenkis dimension: Information versus complexity in learning. In: *Neural Computation* 1 (1989), Nr. 3, S. 312–317
- [AM12] ABU-MOSTAFA, Y. S.: *Learning from data : a short course*. AMLBook.com, 2012. – ISBN 1600490069
- [AR99] AHN, S. J. ; RAUH, W.: Geometric least squares fitting of circle and ellipse. In: *International journal of pattern recognition and artificial intelligence* 13 (1999), Nr. 07, S. 987–996

- [Atk96] ATKINSON, K.: *Close range photogrammetry and machine vision*. Caithness, Scotland : Whittles Pub, 1996. – ISBN 9781870325462
- [AWK99] AHN, S. J. ; WARNECKE, H. J. ; KOTOWSKI, R.: Systematic geometric image measurement errors of circular object targets: Mathematical formulation and correction. In: *The Photogrammetric Record* 16 (1999), Nr. 93, S. 485–502
- [Baa68] BAARDA, W.: A testing procedure for use in geodetic networks. In: *Publications on Geodesy* 2 (1968), Nr. 2
- [Bau43] BAULE, B.: Die Mathematik des Naturforschers und Ingenieurs, Band II, Ausgleichs— und Näherungsrechnung. In: *Hirzel, Leipzig* (1943)
- [BCD⁺94] BOTTOU, L. ; CORTES, C. ; DENKER, J. S. ; DRUCKER, H. ; GUYON, I. ; JACKEL, L. D. ; LECUN, Y. ; MULLER, U. A. ; SACKINGER, E. ; SIMARD, P. u. a.: Comparison of classifier methods: a case study in handwritten digit recognition. In: *Pattern Recognition, 1994. Vol. 2-Conference B: Computer Vision & Image Processing., Proceedings of the 12th IAPR International. Conference on* Bd. 2, 1994, S. 77–82
- [BGS⁺09] BLANC, N. ; GIFFARD, P. ; SEITZ, P. ; BUCHSCHACHER, P. ; NGUYEN, V. ; HOHEISEL, M.: Semiconductor Image Sensing. In: *More than Moore*. 2009, S. 239–278
- [BGV92] BOSER, B. E. ; GUYON, I. M. ; VAPNIK, V. N.: A training algorithm for optimal margin classifiers. In: *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, 1992, S. 144–152
- [BK78] BOPP, H. ; KRAUSS, H.: Strenge oder herkömmliche bedingte Ausgleichung mit Unbekannten bei nichtlinearen Bedingungs-gleichungen? In: *Allgemeine Vermessungs-Nachrichten* 84 (1978), S. 27–31
- [BLR09] BEYGEZIMER, A. ; LANGFORD, J. ; RAVIKUMAR, P.: Error-correcting tournaments. In: *International Conference on Algorithmic Learning Theory*, 2009, S. 247–262
- [Böh65] BÖHM, J.: Statistische Prüfung von Meßergebnissen auf Normalverteilung. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 3 (1965), S. 83–90
- [Böh67] BÖHM, J.: Theorie der gesamten Fehler. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 3 (1967), S. 81–92, 139–149
- [Boo09] BOOCHS, F.: Photogrammetrisches Mehrkamarasystem zur flexiblen Positionsbestimmung von beweglichen Effektoren (OptoPose), Abschlussbericht , BMWi, Förderkennzeichen KF0069602SS6 / i3mainz – Institut für Raumbezogene Informations- und Messtechnik. 2009. – Forschungsbericht
- [BÖS11] BECKER, T. ; ÖZKUL, M. ; STILLA, U.: Simulation of Close-Range Photogrammetric Systems for Industrial Surface Inspection. In: *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 3822 (2011), S. 179–183
- [BP81] BRENNAN, R. L. ; PREDIGER, D. J.: Coefficient kappa: Some uses, misuses, and alternatives. In: *Educational and psychological measurement* 41 (1981), Nr. 3, S. 687–699

- [Bro71] BROWN, D. C.: Close-range camera calibration. In: *Photogramm. Eng* 37 (1971), Nr. 8, S. 855–866
- [BS48] BESSEL, Friedrich W. ; SCHUMACHER, Heinrich C.: *Populäre Vorlesungen über wissenschaftliche Gegenstände*. Perthes-Besser & Mauke, 1848
- [Bö61] BÖCK, R.: Allgemeinste Formulierung der Ausgleichsrechnung nach der Methode der kleinsten Quadratsummen. In: *Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement* (1961), S. 43–45,98–106
- [Can86] CANNY, J.: A computational approach to edge detection. In: *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* (1986), Nr. 6, S. 679–698
- [Cas07] CASPARY, W.: *Auswertung von Messdaten : statistische Methoden für Geo- und Ingenieurwissenschaften*. München Wien : Walter de Gruyter GmbH und Co KG, 2007. – ISBN 9783486583519
- [CBA86] CURRY, S. ; BAUMRIND, S. ; ANDERSON, J. M.: Calibration of an array camera. In: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 52 (1986), Nr. 5, S. 627–636
- [CCF94] CLARKE, T. A. ; COOPER, M. A. R. ; FRYER, J. G.: An Estimator for the random error in subpixel target location and its use in the bundle adjustment. In: *Optical 3D Measurement Techniques II: Applications in Inspection, Quality Control, and Robotics* International Society for Optics and Photonics, 1994, S. 161–168
- [Cla94] CLARKE, T. A.: Analysis of the properties of targets used in digital close-range photogrammetric measurement. In: *Photonics for Industrial Applications* International Society for Optics and Photonics, 1994, S. 251–262
- [CM02] CHERKASSKY, V. ; MA, Y.: Selecting of the loss function for robust linear regression. In: *Neural Computation - NECO* (2002), 07, S. 395–400
- [Coh60] COHEN, J.: A coefficient of agreement for nominal scales. In: *Educational and psychological measurement* 20 (1960), Nr. 1, S. 37–46
- [Coh68] COHEN, J.: Weighted kappa: Nominal scale agreement provision for scaled disagreement or partial credit. In: *Psychological bulletin* 70 (1968), Nr. 4, S. 213–220
- [Col72] COLLINS, S. H.: The Stereoorthophoto Pair. In: *Photogrammetric Engineering* 38 (1972), Nr. 12, S. 1195–1202
- [Cub54] CUBRANIC, N.: Beitrag zur Kenntnis des Einflusses systematischer Fehler. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* (1954), Nr. 3, S. 87–89
- [DB95] DIETTERICH, T. G. ; BAKIRI, G.: Solving multiclass learning problems via error-correcting output codes. In: *Journal of artificial intelligence research* 2 (1995), S. 263–286
- [DBK⁺97] DRUCKER, H. ; BURGESS, C. J. C. ; KAUFMAN, L. ; SMOLA, A. ; VAPNIK, V. u. a.: Support vector regression machines. In: *Advances in neural information processing systems* 9 (1997), S. 155–161

- [Der94] DERMANIS, A.: The photogrammetric inner constraints. In: *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 49 (1994), Nr. 1, S. 25–39
- [DG90] DERICHE, R. ; GIRAUDON, G.: Accurate corner detection: An analytical study. In: *Computer Vision, 1990. Proceedings, Third International Conference on*, 1990, S. 66–70
- [DGT⁺13] DARR, T. ; GÖTZ, C. ; TUTTAS, S. ; BECKER, T. ; STILLA, U.: Fehlerabschätzung zur Positionsbestimmung durch ein Multi-Kamerasystem. In: *Photogrammetrie-Laserscanning-Optische 3D-Messtechnik, Beiträge der Oldenburger 3D-Tage* (2013), S. 412–423
- [Die04] DIERKS, F. ; BASLER AG (Hrsg.): *Sensitivity and Image Quality of Digital Cameras, Basler Vision Technologies*. 1.1. Basler AG, 2004
- [Dol96] DOLD, J.: Influence of large targets on the results of photogrammetric bundle adjustment. In: *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing* 31 (1996), Nr. B5, S. 119–123
- [Dol97] DOLD, J.: *Ein hybrides photogrammetrisches Industriemeßsystem höchster Genauigkeit und seine Überprüfung*, Univ. der Bundeswehr München, Fak. für Bauingenieur- und Vermessungswesen, Studiengang Vermessungswesen, Diss., 1997
- [Doy64] DOYLE, F.: The historical development of analytical photogrammetry. In: *Photogrammetric Engineering* 30 (1964), Nr. 2, S. 259–265
- [Ebn72] EBNER, H.: A posteriori Varianzschätzungen für die Koordinaten unabhängiger Modelle. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 97 (1972), S. 166–172
- [Ebn78] EBNER, H.: A-posteriori-Gewichtsschätzung bei der verallgemeinerten kleinste Quadrate Ausgleichung. In: *Geowissenschaftliche Mitteilungen der TU Wien* (1978), Nr. 1, S. 73–84
- [ES74] EBNER, H. ; SCHNEIDER, W.: Simultaneous Compensation of Systematic Errors with Block Adjustment by Independent Models. In: *International society of photogrammetry - commission III symposium, Stuttgart* (1974), S. 3–8
- [Eul70] EULER, L.: Problema algebraicum ob affectiones prorsis singulares memorabili, 1770. In: *Opera Omnia, I* 6 (1770), S. 287–315
- [Eur10] EUROPEAN MACHINE VISION ASSOCIATION (Hrsg.): *Standard for Characterization of Image Sensors and Cameras*. 3.0. Online-Download: European Machine Vision Association, 2010
- [FR92] FRASER, C. S. ; R., Shortis M.: Multiple exposures in non-metric camera applications, 1992, S. 851–855
- [Fra82] FRASER, C. S.: Optimization of precision in close-range photogrammetry. In: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 48 (1982), Nr. 4, S. 561–570
- [Fra87] FRASER, C. S.: Multiple exposures in non-metric camera applications. In: *Photogrammetria* 42 (1987), Nr. 1-2, S. 62–72

- [FS95] FRASER, C. S. ; SHORTIS, M. R.: Metric Exploitation of still Video Imagery. In: *The Photogrammetric Record* 15 (1995), Nr. 85, S. 107–122
- [Fuc80] FUCHS, H.: *Untersuchungen zur Ausgleichung durch minimieren der Absolutsumme der Verbesserungen*, Technische Universität Graz, Fakultät für Bauingenieurwesen, Diss., 1980
- [FWB05] FRASER, C. S. ; WOODS, A. ; BRIZZI, D.: Hyper redundancy for accuracy enhancement in automated close range photogrammetry. In: *The Photogrammetric Record* 20 (2005), Nr. 111, S. 205–217
- [Gau87] GAUSS, C. F.: *Abhandlungen zur Methode der kleinsten Quadrate*. In: *Berlin, (Translation from Latin by A. Borsch and P. Simon.)* (1887)
- [GBV92] GUYON, I. ; BOSER, B. ; VAPNIK, V.: Automatic Capacity Tuning of Very Large VC-dimension Classifiers. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Neural Information Processing Systems* (1992), S. 147–155
- [GGM⁺30] GRUBER, O. von ; GUNDLACH, K. ; MERTÉ, W. ; KÜPPENBENDER, H. ; FINSTERWALDER, R. ; SANDER, W. ; FRITZ, L.: *Ferienkurs in photogrammetrie: eine sammlung von vorträgen und aufsätzen*. K. Wittwer, 1930
- [Got57] GOTTHARD, E.: Über die rationellste Lösung im allgemeinen Fall der Ausgleichung. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 1 (1957), S. 18–22
- [Got62] GOTTHARDT, E.: Die Auswirkung unrichtiger Annahmen über Gewichte und Korrelationen auf die Genauigkeit von Ausgleichungen. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 87 (1962), S. 65–68
- [Got67] GOTTHARDT, E.: Vermittelnde Ausgleichung mit zusätzlichen Minimumsbedingungen für Funktionen der Unbekannten. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen (ZfV)* 92. Jahrgang 1 (1967), S. 11–17
- [Gra67] GRAFAREND, E.: Allgemeiner Fehlertensor bei a priori und a posteriori Korrelationen. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 5 (1967), S. 157–165
- [GS74] GEISE, G. ; SCHIPKE, S.: Ausgleichsgerade, -kreis, -ebene und -kugel im Raum. Dem 25. Jahrestag der DDR gewidmet. In: *Mathematische Nachrichten* 62 (1974), Nr. 1, S. 65–75
- [Haa05] HAALA, N.: *Multi-Sensor-Photogrammetrie*, Universität Stuttgart, Diss., 2005
- [Hal60] HALLERT, B.: *Photogrammetry: Basic Principles and General Survey (Civil Engineering)*. McGraw-Hill Inc., U. S., 1960
- [Hal63] HALLERT, B.: Accuracy and Precision in Photogrammetry. In: *Photogrammetric Engineering* 14 (1963), S. 108–112
- [Hal64] HALLERT, B.: Einige Sätze und Verfahren der mathematischen Statistik von besonderer Bedeutung in der Vermessungstechnik. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 5 (1964), S. 152–165

- [Has04] HASTEDT, H.: Monte-carlo-simulation in close-range photogrammetry. In: *ISPRS Symposium Commission V, Istanbul, Turkey, The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science* Bd. 35, 2004, S. 18–23
- [Hec05] HECKENKAMP, C.: Subpixel-Genauigkeit. In: *Grundlagen der Bildverarbeitung: Kompendium der Fachbeiträge aus der Inspect 1* (2005), S. 50–55
- [Hei67] HEIMES, F. J.: *Genauigkeitsuntersuchungen zur analytischen Zweistufenorientierung eines Bildpaares*, Hohe Landwirtschaftliche Fakultät der Rheinischen Friedrich-Wilhelm-Universität zu Bonn, Diss., 1967
- [Hel72] HELMERT, F. R.: *Die Ausgleichsrechnung nach der Methode der kleinsten Quadrate: mit Anwendungen auf die Geodäsie und die Theorie der Messinstrumente*. Bd. 1. 1872
- [HG92] HARALICK, R. M. ; G., Shapiro L.: *Computer and Robot Vision*. Bd. 1. Addison-Wesley, 1992
- [HHW06] HAIG, C. ; HEIPKE, C. ; WIGGENHAGEN, M.: Lens inclination due to instable fixings detected and verified with VDI/VDE 2634 Part 1. In: *International archives of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences* 6 (2006), Nr. 5
- [Hoe63] HOEFFDING, W.: Probability inequalities for sums of bounded random variables. In: *Journal of the American statistical association* 58 (1963), Nr. 301, S. 13–30
- [Hor91] HORNIK, K.: Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. In: *Neural networks* 4 (1991), Nr. 2, S. 251–257
- [HPS+87] HANTKE, D. ; PHILIPP, H. ; SPARRER, G. ; TSCHIRNICH, J. ; CHRISTOPH, R. ; KRAMER, H.: Zur Genauigkeit der Teilung von CCD-Zeilen. In: *Laser/Optoelektronik in der Technik / Laser/Optoelectronics in Engineering: Vorträge des 8. Internationalen Kongresses / Proceedings of the 8th International Congress Laser 87 Optoelektronik* (1987), S. 209–212
- [HPST85] HANTKE, D. ; PHILIPP, H. ; SPARRER, G. ; TSCHIRNICH, J.: CCD-Zeilen sind Präzisionsmaßstäbe. In: *Feingerätetechnik Berlin* 34 (1985), Nr. 7, S. 290–292
- [HRS96] HAAG, R. ; RYF, A. ; STEGELE, R.: Grundlagennetze für extrem lange Tunnel am Beispiel des Gotthard-Basistunnels (Länge: 57 km). In: *XII. Internationaler Kurs für Ingenieurvermessung Graz* (1996)
- [HT+98] HASTIE, T. ; TIBSHIRANI, R. u. a.: Classification by pairwise coupling. In: *Annals of statistics* 26 (1998), Nr. 2, S. 507–513
- [Hu62] HU, M. K.: Visual pattern recognition by moment invariants. In: *IRE transactions on information theory* 8 (1962), Nr. 2, S. 179–187
- [Hub73] HUBER, P. J.: Robust regression: asymptotics, conjectures and Monte Carlo. In: *The Annals of Statistics* (1973), S. 799–821
- [Hud87] HUDSON, W. D.: Correct formulation of the kappa coefficient of agreement. In: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 53 (1987), Nr. 4, S. 421–422

- [Irv37] IRVINE, C. G.: The interpretation of lens tests and camera calibrations. In: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* (1937), S. 13–20
- [Jäg05] JÄGER, R.: *Klassische und robuste Ausgleichungsverfahren: ein Leitfaden für Ausbildung und Praxis von Geodäten und Geoinformatikern*. Wichmann, 2005
- [Jan01] JANESICK, J.: *Scientific Charge-Coupled Devices*. Bellingham, Wash : SPIE Press, 2001. – ISBN 0819436984
- [JKE85] JANESICK, J. ; KLAASEN, K. ; ELLIOTT, T.: CCD charge collection efficiency and the photon transfer technique. In: *29th Annual Technical Symposium* International Society for Optics and Photonics, 1985, S. 7–19
- [Jä05] JÄHNE, B.: *Digital image processing*. Berlin New York, 2005. – ISBN 3540240357
- [Jä16] JÄHNE, B.: *Unterlagen zum EMVA1288 - Grund- und Aufbaukurs*. 2016, 2016
- [Kag81] KAGER, H.: *Bündeltriangulation mit indirekt beobachteten Kreiszentren*, Inst. für Photogrammetrie der Techn. Univ. Wien, Diss., 1981
- [Koc04] KOCH, K. R.: *Parameterschätzung und Hypothesentests in linearen Modellen*. Bd. 4. Dümmler Bonn, 2004
- [Koc07] KOCH, K. R.: *Introduction to Bayesian statistics*. Berlin New York : Springer, 2007. – ISBN 9783540727231
- [Kon64] KONOPASEK, W.: Fehlermatrix, Fehlertensor, Fehlerellipse. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 2 (1964), S. 52–355
- [Kra79] KRABS, W.: *Optimization and approximation*. Chichester England New York : Wiley, 1979. – ISBN 0471997412
- [Kra96] KRAUS, K.: *Photogrammetrie Band 2 - Verfeinerte Methoden und Anwendungen*. Bonn : Duemmler, 1996. – ISBN 3427786536
- [Kra00] KRAUS, K.: *Photogrammetrie - Band 3 - Topographische Informationssysteme*. Bonn : Bildungsvlag Eins, 2000. – ISBN 3427787516
- [Kra04] KRAUS, K.: *Photogrammetrie*. Berlin : de Gruyter, 2004. – ISBN 3110177080
- [KT51] KUHN, H. W. ; TUCKER, A. W.: Nonlinear programming. In: *roceedings of the Second Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, University of California Press, Berkeley and Los Angeles, 1951, S. 481–492
- [Kub67a] KUBIK, K.: Iterative Methoden zur Lösung des nichtlinearen Ausgleichsproblems. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 6 (1967), S. 214–225
- [Kub67b] KUBIK, K.: Schätzung der Gewichte der Fehlergleichungen beim Ausgleichungsproblem nach vermittelnden Beobachtungen. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 92 (1967), S. 173–178
- [Kui99] KUIPERS, J.: *Quaternions and rotation sequences : a primer with applications to orbits, aerospace, and virtual reality*. Princeton, N.J : Princeton University Press, 1999. – ISBN 0691102988

- [KW94] KRAUTH, A. ; WROBEL, B. P.: Target localization by least squares image matching including the deconvolution of image blur. In: *Optical 3D Measurement Techniques II: Applications in Inspection, Quality Control, and Robotics* International Society for Optics and Photonics, 1994, S. 205–212
- [Kö84] KÖNIG, R.: Ein Konzept zur interaktiven Planung, Ausgleichung und Analyse geodätischer Netze. In: *Schriftenreihe des Wissenschaftlichen Studiengangs Vermessungswesen der Hochschule der Bundeswehr München* (1984), S. 119–128
- [Lam59] LAMBERT, Johann H.: *Freye Perspective, oder Anweisung, jeden perspektivischen Aufriß von freyen Stücken u. ohne Grundriß zu verfertigen: m. 6 Kt.* 1759
- [LBU16] LÖSLER, M. ; BÄHR, H. ; ULRICH, T.: Verfahren zur Transformation von Parametern und Unsicherheiten bei nicht-linearen Zusammenhängen. In: *Optische 3D-Messtechnik – Photogrammetrie – Laser-Scanning* (2016), S. 274–285
- [LC97] LICHTI, D. D. ; CHAPMAN, M. A.: Constrained FEM self-calibration. In: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 63 (1997), Nr. 9, S. 1111–1119
- [Leg05] LEGENDRE, A. M.: *Nouvelles méthodes pour la détermination des orbites des comètes.* F. Didot, 1805
- [Leh54] LEHMANN, G.: Die Ausgleichung von Beobachtungsgrößen zwischen denen Abhängigkeiten bestehen. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 2 (1954), S. 33–40
- [Len88] LENZ, R.: Zur Genauigkeit der Videometrie mit CCD-Sensoren. In: *Mustererkennung.* 1988, S. 179–189
- [LHT06] LUHMANN, T. ; HASTEDT, H. ; TECKLENBURG, W.: Modelling of chromatic aberration for high precision photogrammetry. In: *Commission V Symp. on Image Engineering and Vision Metrology, Proc. ISPRS* Bd. 36, 2006, S. 173–178
- [Lin61] LINKWITZ, K.: Über den Einfluß verschiedener Gewichtsannahmen auf das Ausgleichungsergebnis bei bedingten Beobachtungen. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 86 (1961), S. 179–166
- [LL04] LENZMANN, L. ; LENZMANN, E.: Strenge Auswertung des nichtlinearen Gauß-Helmert-Modells. In: *Allgemeine Vermessungs-Nachrichten* (2004), S. 68–73
- [LL07] LENZMANN, L. ; LENZMANN, E.: Zur Lösung des nichtlinearen Gauss-Markov-Modells. In: *Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement* 132 (2007), S. 108–120
- [Luh10a] LUHMAN, T.: *Erweiterte Verfahren zur geometrischen Kamerakalibrierung in der Nahbereichsphotogrammetrie.* Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften in Kommission beim Verlag CH Beck, 2010
- [Luh10b] LUHMANN, T.: *Nahbereichsphotogrammetrie Grundlagen, Methoden und Anwendungen.* Berlin : Wichmann, 2010. – ISBN 3879074798
- [Luh14] LUHMANN, T.: Eccentricity in images of circular and spherical targets and its impact to 3D object reconstruction. In: *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 40 (2014), Nr. 5, S. 363–370

- [Maa92] MAAS, H. G.: *Digitale Photogrammetrie in der dreidimensionalen Strömungsmesstechnik*, Eidgenössischen Technischen Hochschule Zürich, Diss., 1992
- [Maa99] MAAS, H. G.: Ein Ansatz zur Selbstkalibrierung von Kameras mit instabiler innerer Orientierung. In: *DGPF-Jahrestagung (1999)*, S. 47–55
- [Mar57] MARZAHN, K.: Eine notwendige Bedingung für die zweckmäßige Wahl einer Ausgleichsfunktion. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 6 (1957), S. 181–184
- [Mei65] MEISSL, P.: Über die innere Genauigkeit dreidimensionaler Punkthaufen. In: *Vermessungswesen* 90 (1965), Nr. 4, S. 109–118
- [Mer09] MERCER, J.: Functions of positive and negative type, and their connection with the theory of integral equations. In: *Philosophical transactions of the royal society of London. Series A, containing papers of a mathematical or physical character* 209 (1909), S. 415–446
- [Mik76] MIKHAIL, E.: *Observations and least squares*. New York : IEP, 1976. – ISBN 0700224815
- [MJ94] MAALEN-JOHANSEN, I.: On the Precision of subpixel measurements in videometry. In: *Optical 3D Measurement Techniques II: Applications in Inspection, Quality Control, and Robotics* International Society for Optics and Photonics, 1994, S. 169–178
- [MM16] MATSUOKA, R. ; MARUYAMA, S.: Eccentricity on an image caused by projection of a circle and a sphere. In: *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* (2016), S. 19–26
- [Moo20] MOORE, E. H.: On the reciprocal of the general algebraic matrix. In: *Bulletin of American Mathematical Society* 26 (1920), S. 394–395
- [Mor66] MORITZ, H.: Zur geometrischen Deutung der Minimumsprinzipien der Ausgleichsrechnung. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 8 (1966), S. 293–296
- [MTBP15a] MORDWINZEW, W. ; TIETZ, B. ; BOOCHS, F. ; PAULUS, D. W. R.: Korrektur der Ellipsen-Exzentrizität im Kontext von Kamerakalibrierungen. In: *Optische 3D-Messtechnik – Photogrammetrie – Laser-Scanning: Beiträge der Oldenburger 3D-Tage* (2015), S. 238–248. ISBN 9783879075539
- [MTBP15b] MORDWINZEW, W. ; TIETZ, B. ; BOOCHS, F. ; PAULUS, D. W. R.: Relevance of ellipse eccentricity for camera calibration. In: *Videometrics, Range Imaging, and Applications XIII*. SPIE Proceedings, Vol. 9528 (2015)
- [Mun86] MUNJY, R. A. H.: Calibrating non-metric cameras using the finite-element method. In: *Photogrammetric engineering and remote sensing* 52 (1986), Nr. 8, S. 1201–1206
- [Nie02] NIEMEIER, W.: *Ausgleichsrechnung: eine Einführung für Studierende und Praktiker des Vermessungs- und Geoinformationswesens*. 2002
- [NIS12] NIST, Sematech: Engineering statistics handbook. In: *e-Handbook of Statistical Methods* (2012)

- [NS16] NEITZEL, Frank ; SCHAFFRIN, Burkhard: On the Gauss–Helmert model with a singular dispersion matrix where BQ is of smaller rank than B. In: *Journal of Computational and Applied Mathematics* 291 (2016), S. 458–467
- [OF04] ОТЕПКА, J. O. ; FRASER, C. S.: Accuracy enhancement of vision metrology through automatic target plane determination. In: *XXth ISPRS Congress Technical Commission V*, 2004, S. 873–879
- [PBJP87] POL, V. ; BENNEWITZ, James H. ; JEWELL, Tanya E. ; PETERS, Darryl W.: Excimer Laser Based Lithography: A Deep-Ultraviolet Wafer Stepper For VLSI Processing. In: *Optical Engineering* 26 (1987), April, S. 311
- [Pen47] PENNINGTON, John T.: Tangential distortion and its effect on photogrammetric extension of control. In: *Photogrammetric Engineering* 13 (1947), Nr. 1, S. 170
- [Pen55] PENROSE, R.: A generalized inverse for matrices. In: *Mathematical proceedings of the Cambridge philosophical society* Bd. 51 Cambridge Univ Press, 1955, S. 406–413
- [PGC07] PARIAN, J. A. ; GRUEN, A. ; COZZANI, A.: Monitoring of the reflectors of ESA’s Planck telescope by close-range photogrammetry. In: *Journal of Applied Geodesy* 1 (2007), Nr. 3, S. 137–145
- [Pin58] PINKWART, E.: Der Widerspruch w in den Bedingungsgleichungen. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 4 (1958), S. 121–123
- [PL06] PIATTI, E. J. ; LERMA, J. L.: A virtual simulator for photogrammetry. In: *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 36 (2006), Nr. 5, S. 4
- [Pla98] PLATT, J.: Sequential minimal optimization: A fast algorithm for training support vector machines. (1998)
- [Pop70] POPE, A. J.: *An advantageous, alternative parameterization of rotations for analytical photogrammetry*. Bd. 52. Geodetic Research and Development Laboratory, 1970
- [Pop76] POPE, A. J.: The statistics of residuals and the detection of outliers. (1976), may, Nr. NOS 65 NGS 1
- [PP80] PAPO, Haim ; PERELMUTER, Avraam: Free net analysis of storage tank calibration. In: *14th International Congress of the ISPRS, Commission* Bd. 1980, 1980, S. 593–602
- [Rag03] RAGUSE, K.: Beurteilung der optischen Messkette durch Simulation der Aufnahme-konfiguration. (2003)
- [REH⁺16] REZNICEK, J. ; EKKEL, T. ; HASTEDT, H. ; LUHMANN, T. ; KAHMEN, O. ; JEP-PING, C.: Zum Einfluss von Maßstäben in photogrammetrischen Projekten großer Volumina. In: *Photogrammetrie-Laserscanning-Optische 3D-Messtechnik, Beiträge der Oldenburger 3D-Tage* (2016), S. 286–295
- [Rey43] REYNOLD, E. A.: Elements of photogrammetric optics. In: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* (1943), S. 36–66

- [RL17] ROFALLSKI, R. ; LUHMANN, T.: Untersuchung und Modellierung des Rolling-Shutter-Effekts für photogrammetrische Einzel- und Mehrbildauswertungen. In: *37. Wissenschaftlich-Technische Jahrestagung der DGPF 26* (2017), S. 514–520
- [RLJ16] REZNICEK, J. ; LUHMANN, T. ; JEPPIING, C.: Influence of Raw Image Preprocessing and Other Selected Processes on Accuracy of Close-Range Photogrammetric Systems According to Vdi 2634. In: *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* (2016), S. 107–113
- [Rod40] RODRIGUES, O.: *Des lois géométriques qui régissent les déplacements d'un système solide dans l'espace: et de la variation des coordonnées provenant de ces déplacements considérés indépendamment des causes qui peuvent les produire.* 1840
- [Rou84] ROUSSEEUW, P. J.: Least Median of Squares Regression. In: *Journal of the American Statistical Association* 79 (1984), Nr. 388, S. 871–880
- [RW03] RAGUSE, K. ; WIGGENHAGEN, M.: Qualitative Beurteilung photogrammetrischer Aufnahmekonstellationen im Nahbereich. (2003)
- [RZTP⁺09] RIEKE-ZAPP, D. ; TECKLENBURG, W. ; PEIPE, J. ; HASTEDT, H. ; HAIG, C.: Evaluation of the geometric stability and the accuracy potential of digital cameras—Comparing mechanical stabilisation versus parameterisation. In: *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 64 (2009), Nr. 3, S. 248–258
- [SA76] SCHWIDEFSKY, K. ; ACKERMANN, F.: *Photogrammetrie.* BG Teubner, 1976
- [Sal91] SALEH, Bahaa: *Fundamentals of photonics.* John Wiley & Sons, Inc., 1991. – ISBN 0471839655
- [SBR⁺10] SCHÜTZE, R. ; BOOCHS, F. ; RAAB, C. ; WIRTH, H. ; MEIER, J.: Ein Mehrkamera-system zur exakten Positionsbestimmung von beweglichen Effektoren. In: *Optische 3D-Messtechnik – Photogrammetrie – Laser-Scanning: Beiträge der Oldenburger 3D-Tage* (2010), S. 220–229
- [SC89] SNEDECOR, G. W. ; COCHRAN, W. G.: *Statistical methods.* Ames : Iowa State University Press, 1989. – ISBN 0813815614
- [Sch22] SCHWERD, F. M.: *Die kleine Speyerer Basis, oder, Beweiss dass man mit einem geringen Aufwand an Zeit, Mühe und Kosten durch eine kleine genau gemessene Linie die Grundlage einer grossen Triangulation bestimmen kann.* 1822
- [Sch18] SCHOTTKY, W.: Über spontane Stromschwankungen in verschiedenen Elektrizitätsleitern. In: *Annalen der Physik* 362 (1918), Nr. 23, S. 541–567
- [Sch29] SCHUMANN, R.: Über Gewichts-Bestimmung und Fehler-Quadratesumme bei gemischten Messungen. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* (1929), S. 209–215
- [Sch58] SCHUT, G. H.: Construction of orthogonal matrices and their application in analytical photogrammetry. In: *Photogrammetria* 15 (1958), S. 149–162
- [Sch07] SCHUSTER, N.: Messen mit Subpixel-Genauigkeit: Legende und Wirklichkeit. In: *Optik & Photonik* 2 (2007), Nr. 3, S. 49–52

- [SF68] SOBEL, I. ; FELDMAN, G.: A 3x3 isotropic gradient operator for image processing. In: *a talk at the Stanford Artificial Project* (1968), S. 271–272
- [SFC12] STAMATOPOULOS, C. ; FRASER, C. S. ; CRONK, S.: Accuracy aspects of utilizing RAW imagery in photogrammetric measurement. In: *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. XXII ISPRS Congress, 2012*, S. 387–392
- [SM06] SCHWALBE, E. ; MAAS, H. G.: Ein Ansatz zur Elimination der chromatischen aberration bei der modellierung und kalibrierung von fisheye-aufnahmesystemen. In: *Photogrammetrie–Laserscanning–Optische 3D-Messtechnik. Wichmann Verlag, Heidelberg* (2006), S. 122–129
- [Sol69] SOLIMAN, A. H.: Standard error in strip adjustment. In: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing XXXV* (1969), S. 87–92
- [Sol71] SOLIMAN, A. H.: Accuracy and Application. In: *Photogrammetric Engineering* (1971), S. 879–884
- [Sto74] STONE, M.: Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions. In: *Journal of the royal statistical society. Series B (Methodological)* (1974), S. 111–147
- [Str88] STRAUB, B.: Ein Verfahren zur Kompensation systematischer Bilddeformation von multisensoriellen Systemen. (1988), S. 190–196. ISBN 9783662088951
- [Tan13] TANG, R.: *Mathematical Methods for Camera Self-Calibration in Photogrammetry and Computer Vision*, Faculty of Aerospace Engineering and Geodesy of the Universität Stuttgart, Diss., 2013
- [TFEG99] TIAN, H. ; FOWLER, B. ; EL GAMAL, A.: Analysis of temporal noise in CMOS APS. In: *Proc. SPIE* Bd. 3649, 1999, S. 177–185
- [TGW⁺14] TYREE, S. ; GARDNER, J. R. ; WEINBERGER, K. Q. ; AGRAWAL, K. ; TRAN, J.: Parallel support vector machines in practice. In: *arXiv preprint arXiv:1404.1066* (2014)
- [Tia00] TIAN, H.: *Noise analysis in CMOS image sensors*, Department of applied physics and the committee on graduate studies of stanford university., Diss., 2000
- [Tie47] TIENSTRA, J. M.: An extension of the technique of the methods of least squares to correlated observations. In: *Bulletin Géodésique* 6 (1947), Nr. 1, S. 301–335
- [Tie56] TIENSTRA, J. M.: *Theory of the adjustment of normally distributed observations*. Argus, 1956
- [TL00] TECKLENBURG, W. ; LUHMANN, T.: Kameramodellierung mit bildvarianten Parametern und finiten Elementen. In: *Publikationen der DGPF* 9 (2000), S. 25–27
- [Tri89] TRINDER, J. C.: Precision of digital target location. In: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 55 (1989), Nr. 6, S. 883–886
- [TRU15] TRUESENSE-IMAGING (Hrsg.): *KAF-4320 Image Sensor Device Performance Specification*. Rev. 2. Online-Download: TRUESENSE-IMAGING, 2015

- [Tul01] TULLOCK, Gordon: A Comment on Daniel Klein's „A Plea to Economists Who Favor Liberty". In: *Eastern Economic Journal* 27 (2001), Nr. 2, S. 203–207
- [Vap79] VAPNIK, V. N.: *Vosstanovlenie zavisimостей po empiricheskim dannium (russian book)*. 1979
- [Vap98] VAPNIK, V. N.: *Statistical learning theory*. Bd. 1. Wiley New York, 1998
- [Vap00] VAPNIK, V. N.: *The nature of statistical learning theory*. Springer science & business media, 2000
- [VC68] VAPNIK, V. N. ; CHERVONENKIS, A. J.: On the Uniform Convergence of the Frequencies of Occurrence of Events to Their Probabilities. In: *Soviet Mathematics Doklady* 9(4) (1968), S. 915–918
- [Ver02] VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE, VERBAND DER ELEKTROTECHNIK, ELEKTRONIK, INFORMATIONSTECHNIK (Hrsg.): *Blatt 1: Optische 3D-Messsysteme Bildgebende Systeme mit punktförmiger Antastung*. Verein Deutscher Ingenieure, Verband der Elektrotechnik, Elektronik, Informationstechnik, 2002
- [Wer58] WERMANN, G.: Zur Berechnung systematischer Fehler aus Beobachtungsreihen, Z. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* (1958), S. 348–357
- [WH86] WONG, K. W. ; HO, W. H.: Close-range mapping with a solid state camera. In: *Photogrammetric engineering and remote sensing* 52 (1986), S. 67–74
- [Wid56] WIDROW, B.: A study of rough amplitude quantization by means of Nyquist sampling theory. In: *IRE Transactions on Circuit Theory* 3 (1956), Nr. 4, S. 266–276
- [Wid08] WIDROW, B.: *Quantization noise : roundoff error in digital computation, signal processing, control, and communications*. Cambridge New York : Cambridge University Press, 2008. – ISBN 0521886716
- [WKL96] WIDROW, Be. ; KOLLAR, I. ; LIU, M. C.: Statistical theory of quantization. In: *IEEE Transactions on instrumentation and measurement* 45 (1996), Nr. 2, S. 353–361
- [Wol50] WOLF, H.: Die Güte einer Trend-Berechnung. In: *Statistische Praxis* 5 (1950), S. 71–72
- [Wol52] WOLF, H.: Nachweis und Analyse systematischer Fehler. In: *Bolletino di geodesia e scienze affini* (1952), S. 125–141
- [Wol58] WOLF, H.: Beitrag zur Ausgleichung von untereinander abhängigen Beobachtungen. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 4 (1958), S. 113–120
- [Wol61a] WOLF, H.: Der Einfluss von Gewichtsänderungen auf die Ausgleichungsergebnisse. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 86 (1961), S. 361–362
- [Wol61b] WOLF, H.: Das Fehlerfortpflanzungsgesetz mit Gliedern II. Ordnung. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 3 (1961), S. 86–88
- [Wol65] WOLF, H.: Stufenweise Lösung für einen Allgemeinfeld der Ausgleichung. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 11 (1965), S. 393–395

- [Wol67] WOLF, H.: Zur Ausgleichung mit zusätzlichen Minimumsbedingungen für Funktionen der Unbekannten. In: *Zeitschrift für Vermessungswesen* 9 (1967), S. 351–355
- [Wol68] WOLTERS, J.: Accuracy of analytics by computer simulation. In: *Photogrammetric Engineering* 34 (1968), Nr. 10, S. 1084–1092
- [YMF⁺96] YANG, D. X. D. ; MIN, H. ; FOWLER, B. A. ; EL GAMAL, A. ; BEILEY, M. ; CHAM, K. M.: Test structures for characterization and comparative analysis of CMOS image sensors. In: *Advanced Imaging and Network Technologies*, 1996, S. 8–17
- [Zho86] ZHOU, G.: Accurate determination of ellipse centers in digital imagery. In: *American Congress on Surveying and Mapping and American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Annual Convention, Washington, DC*, 1986, S. 256–264

Bisherige Veröffentlichungen des Autors

- [KBP17a] KISSER, W. ; BOOCHS, F. ; PAULUS, D. W. R.: Analyse von Bildresiduen mit Machine-Learning im Rahmen von Kamera-Kalibrierungen. In: *Allgemeine-Vermessungs-Nachrichten (AVN)* (2017), Nr. 3, S. 51–60
- [KBP17b] KISSER, W. ; BOOCHS, F. ; PAULUS, D. W. R.: Genauigkeitsabschätzung von Bündelblockausgleichungen mithilfe des EMVA1288-Standards. In: *GIS.Science* (2017), Nr. 2, S. 48–58
- [MBP16] MORDWINZEW, W. ; BOOCHS, F. ; PAULUS, D. W. R.: Analyse von Bildresiduen mit Machine-Learning im Kontext von Kamera-Kalibrierungen. In: *Optische 3D-Messtechnik – Photogrammetrie – Laser-Scanning: Beiträge der Oldenburger 3D-Tage* (2016), S. 256–265
- [MTBP15a] MORDWINZEW, W. ; TIETZ, B. ; BOOCHS, F. ; PAULUS, D. W. R.: Korrektur der Ellipsen-Exzentrizität im Kontext von Kamerakalibrierungen. In: *Optische 3D-Messtechnik – Photogrammetrie – Laser-Scanning: Beiträge der Oldenburger 3D-Tage* (2015), S. 238–248. ISBN 9783879075539
- [MTBP15b] MORDWINZEW, W. ; TIETZ, B. ; BOOCHS, F. ; PAULUS, D. W. R.: Relevance of ellipse eccentricity for camera calibration. In: *Videometrics, Range Imaging, and Applications XIII*. SPIE Proceedings, Vol. 9528 (2015)
- [NML10] NEITZEL, Frank ; MORDWINZEW, Waldemar ; LERCHE, Christian: Untersuchung von Registrierungsverfahren hinsichtlich des Einsatzes terrestrischer Laserscanner in der Deformationsmessung. In: *Allgemeine Vermessungs-Nachrichten* 117 (2010), Nr. 6, S. 213–219
- [TKM⁺13] TRUONG, Hung ; KARMACHARYA, Ashish ; MORDWINZEW, Waldemar ; BOOCHS, Frank ; CHUDYK, Celeste ; HABED, Adlane ; VOISIN, Yvon: Automatic object detection in point clouds based on knowledge guided algorithms. In: *Videometrics, Range Imaging, and Applications XII; and Automated Visual Inspection* Bd. 8791 International Society for Optics and Photonics, 2013, S. 87910B

akademischer Lebenslauf

Person

Name, Vorname **Waldemar Kisser.**
Geburtsort, Datum **Malowodnoje, Kasachstan, 1983-09-07.**

Bildung

- 2011–2012 **Master-Abschluss, M.Sc., Hochschule Mainz.**
Konzeption und Implementierung von robusten Ausgleichsmethoden für die Bündelblockausgleichung im Gauss-Helmert-Modell.
- 2007–2010 **Bachelor-Abschluss, B.Sc., Hochschule Mainz.**
Untersuchungen zur strengen Lösung der bedingten Ausgleichung mit Unbekannten (Gauss-Helmert Modell) am Beispiel der Bestimmung ausgleichender Ebenen.

Projekte

- 2016 **Wissenschaftlicher Angestellter, Hochschule Mainz,** Automatisierte Konstruktion orthopädischer Hilfsmittel.
- 2013–2015 **Wissenschaftlicher Angestellter, Hochschule Mainz,** Optimierte geometrisch/physikalische Modellierung digitaler Industriemesskameras im Einsatz der industriellen Qualitätskontrolle.
- 2011 **Wissenschaftlicher Angestellter, Hochschule Mainz,** Konzeption und Implementierung von Algorithmen in für eine wissensbasierte Detektion von Objekten in Punktwolken.
- 2011 **Wissenschaftlicher Angestellter, Hochschule Mainz,** Konzeption und Implementierung einer Software zur Visualisierung von fusionierten Laserscanner- und Photodaten.

Lehre

Spezielle Methoden der Ausgleichsrechnung und Statistik, Hochschule Mainz, Übungsbetreuung und Teile der Vorlesung.

Anwendungsbezogene Software-Entwicklung, Hochschule Mainz, Übungsbetreuung und Teile der Vorlesung.

Spezialisierung

- Big-Data **Apache Hadoop Ecosystem.**
HDFS, MapReduce, YARN, NiFi, Hive, Pig, Storm, Kafka, Spark, MLib, h2o.
- Künstliche Intelligenz **Machine-Learning, Deep-Learning, Machine-Vision.**
Neural-Networks, SVMs, kNN, Trees, Ensemble-Methods.
- Photogrammetrie **Industrielle Nahbereichsphotogrammetrie.**
Bildverarbeitung, Muster-Erkennung, Bündelblockausgleichung.
- Numerik **Parameter-Parameterschätzung.**
Linear, Nichtlinear, Robust, RANSAC
- Programmierung MATLAB, C++, C, Java, Python, Scala

Sprachkenntnisse

- Russisch Muttersprache
Englisch Schulkenntnisse