

H T
W I
G N



Hochschule Konstanz
Fakultät Informatik
Institut für Optische Systeme

Eingereicht von
Lukas Hornung
Lukas Luschin
Moritz Schmidt
Timmo Waller-Ehrat

Teamprojekt

Mehrbildkamerasytem zur räumlichen Detektion von Modellhubschraubern

Extended Abstract

Thema: Mehrbildkamerasystem zur räumlichen Detektion von Modellhubschraubern

Teammitglieder: Lukas Hornung, Lukas Luschin, Moritz Schmidt, Timmo Waller-Ehrat

Betreuer: Hochschule für Technik, Wirtschaft und Gestaltung
HTWG Konstanz, Institut für Optische Systeme
Prof. Dr. Georg Umlauf, Prof. Dr Matthias O. Franz

Ziel des Projekts war das räumliche Detektieren eines Modellhubschraubers. Die Detektion soll unter Laborbedingungen stattfinden, das heißt, der Helikopter befindet sich vor einer weißen Wand. Zur Lokalisierung des Helikopters im Raum soll zunächst eine 3D-Punktwolke der Szene generiert und daraus mit Hilfe des Clustering-Algorithmus k-Means die Position des Helikopters bestimmt werden. Auch die Tiefe (Entfernung zur Kamera) des Helikopters soll ermittelt werden. Die Detektion soll mit Hilfe von zwei oder mehr Kameras des Herstellers Point Grey, die über eine FireWire-Schnittstelle mit einem Computer verbunden sind, stattfinden.

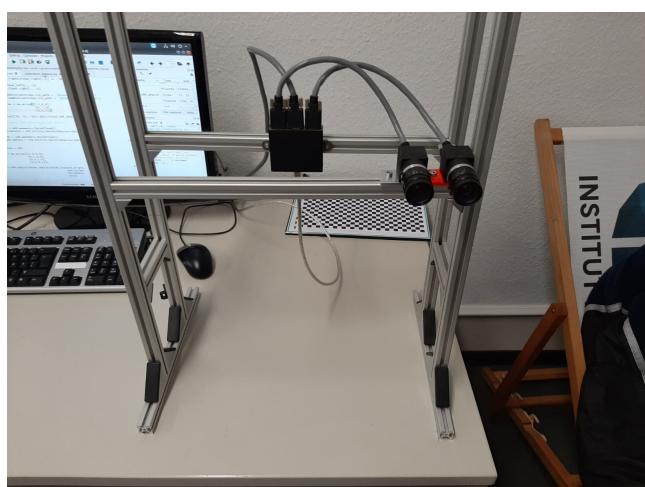
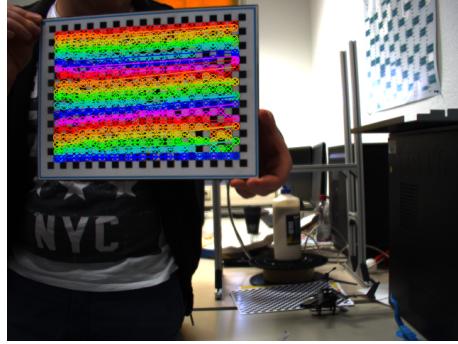
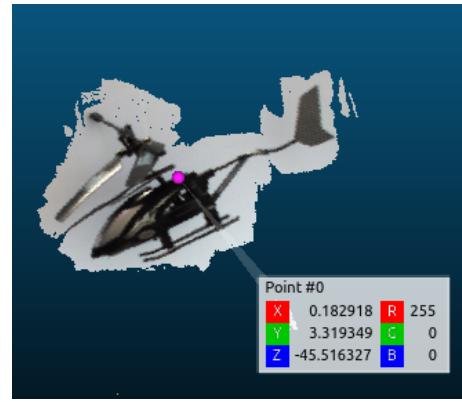


Abbildung 1: Kamera-System



(a) Kamera-Kalibrierung



(b) Helikopter-Punktewolke mit berechneter Raumposition

Abbildung 2: Kamera-Kalibrierung und Punktewolke

Mittels zwei Kameras, die auf einer Ebene angebracht sind (Stereonormalfall), kann der Mittelpunkt des Helikopters und dessen Abstand zur Kamera ermittelt werden. Zunächst müssen dafür die Kameras einzeln und anschließend zu einander. Das Kalibrieren erfolgt über ein Schachbrett-Muster. Sind die Kameras zueinander kalibriert, kann mittels eines Feature-Detektors eine Punktewolke der Szene generiert und der Mittelpunkt des Helikopters berechnet werden.

Abstract

Ziel des Projekts war das räumliche Detektieren eines Modellhubschraubers. Die Detektion soll unter Laborbedingungen stattfinden, das heißt, der Helikopter befindet sich vor einer weißen Wand. Zur Lokalisierung des Helikopters im Raum soll zunächst eine 3D-Punktwolke der Szene generiert und daraus mit Hilfe des Clustering-Algorithmus k-Means die Position des Helikopters bestimmt werden. Auch die Tiefe (Entfernung zur Kamera) des Helikopters soll ermittelt werden. Die Detektion soll mit Hilfe von zwei oder mehr Kameras des Herstellers Point Grey, die über eine FireWire-Schnittstelle mit einem Computer verbunden sind, stattfinden.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	
1.1	Aufgabenstellung und Zielsetzung
1.2	Motivation
1.3	Aufbau
2	Projektplan	
3	Technologien	
3.1	Software
3.1.1	OpenCV
3.1.2	scikit-learn
3.1.3	Open3D
3.1.4	PyCapture
3.1.5	Spyder
3.2	Hardware
3.2.1	Kameras
4	Bildverarbeitung und Umsetzung	
4.1	Kalibrierung
4.2	Genauigkeitsabschätzung der Kalibrierung
4.3	Stereokalibrierung
4.3.1	Entzeichnung
4.3.2	Rektifizierung
4.4	Generierung einer Tiefenkarte
4.5	Punktwolken-Generierung
4.6	Lokalisierung des Helikopters
4.6.1	k-Means
5	Experimente	
5.1	Vereinfachte Kalibrierung
5.2	Fehlerfortpflanzung
5.3	Genauigkeitsabschätzung des Systems
5.4	Kalibrierung der beiden Stereokamerasysteme zueinander
5.4.1	ICP

INHALTSVERZEICHNIS

6 Probleme

7 Fazit

1

Einleitung

1.1. Aufgabenstellung und Zielsetzung

Im Rahmen dieses Teamprojekts stand die Entwicklung eines Mehrbildkamerasytems zur räumlichen Detektion eines Modellhubschraubers. Dies beinhaltet sowohl das Erkennen des Helikopters, als auch die Abstandsmessung von diesem. Dies sollte mit Hilfe von Bilderverarbeitungs- und Machine Learning-Techniken, sowie der Verwendung von zwei oder mehr Kameras umgesetzt werden.

Die Lernziele umfassten das Erlernen des Umgangs mit Kameras für die industrielle Bildverarbeitung, sowie ein Verständnis für die Grundlagen industrieller Signalverarbeitung zu schaffen. Zudem sollten grundlegende KI-Verfahren erlernt werden.

1.2. Motivation

„Computer vision, or the ability of artificially intelligent systems to see like humans, has been a subject of increasing interest and rigorous research for decades now.“

— Naveen Joshi[9]

Das maschinelle Sehen gewinnt in den letzten Jahren immer mehr an Popularität. Sei es in der Forschung oder z.B. in der Spieleentwicklung mittels Augmented Reality. Durch die steigende Relevanz in der Praxis wurde auch unser Interesse für dieses Themengebiet geweckt. Es ist spannend zu verstehen, wie komplex die Dinge, die für uns

1.3. Aufbau

Menschen selbstverständlich erscheinen, wie zum Beispiel das räumliche Sehen, eigentlich sind. Ein weiterer Anreiz für das Projekt waren die verschiedenen angewandten Technologien. Wir alle interessieren und sehr für das Programmieren. Viel Erfahrung in der Programmiersprache Python hatte aber anfangs keines der Teammitglieder. Somit war das Erlernen dieser Sprache eine weitere Motivation.

Auch die zum Großteil verwendete und weit verbreitete Bibliothek für Computer Vision-Anwendungen in Python "OpenCV" hat das Interesse an das Projekt geweckt.

1.3. Aufbau

Die Ausarbeitung des Teamprojekts besteht aus drei Teilen.

Anfangs wird kurz auf die angewandten Technologien eingegangen. Anschließend wird die eigentliche Umsetzung und das Vorgehen erläutert. Zuletzt wird auf die aufgetretenen Probleme eingegangen und ein Fazit gezogen.

2

Projektplan

Das Arbeiten in einem Team, indem es keine Hierarchie geben soll, ist verbunden mit agilem Entwickeln. Wichtig für keine strenge Rolleneinteilungen ist die permanente Dokumentation und das verständliche Entwickeln, damit die Weiterentwicklung von allen Teammitgliedern zu jeder Zeit möglich ist. Die Kommunikation der Mitglieder und der Austausch von neu erlerntem Wissen funktionierten azyklisch. Terminierte Treffen wurden einberufen um unsere Fortschritte zu besprechen und neue Anforderungen des Projektbetreuers zu bekommen. Einen Zeitplan mit einigen Meilensteine, haben wir nach der ersten Einarbeitungsphase erstellt. Anhand von diesem können wir gut unsere Fortschritte und unsere Misserfolge darstellen. Die Anpassung der Zwischenschritte wird in Kapitel Probleme genauer dargestellt.

Die Abbildung ?? zeigt den genaueren Zeitplan, mit mehreren Arbeitspaketen, welche einen Zeiteinschätzung haben und an denen man erkennen kann welche Pakete von welchen Abhängen. Die Zwischenziele sind als Meilensteine aufgetragen. Das erfolgreiche Abschließen der Arbeitspakete und Meilensteine wurde bis zum Zwischentermin abgeschlossen. Die Einarbeitungsphase und die Lieferung der Hardware haben viel Zeit eingenommen, werden aber nicht weiter thematisiert. Bis zur Zwischenpräsentation sollten das wichtige Arbeitspaket der Kamerakalibrierung abgeschlossen sein. Des Weiteren sollte die Generierung der Punktewolke stattfinden

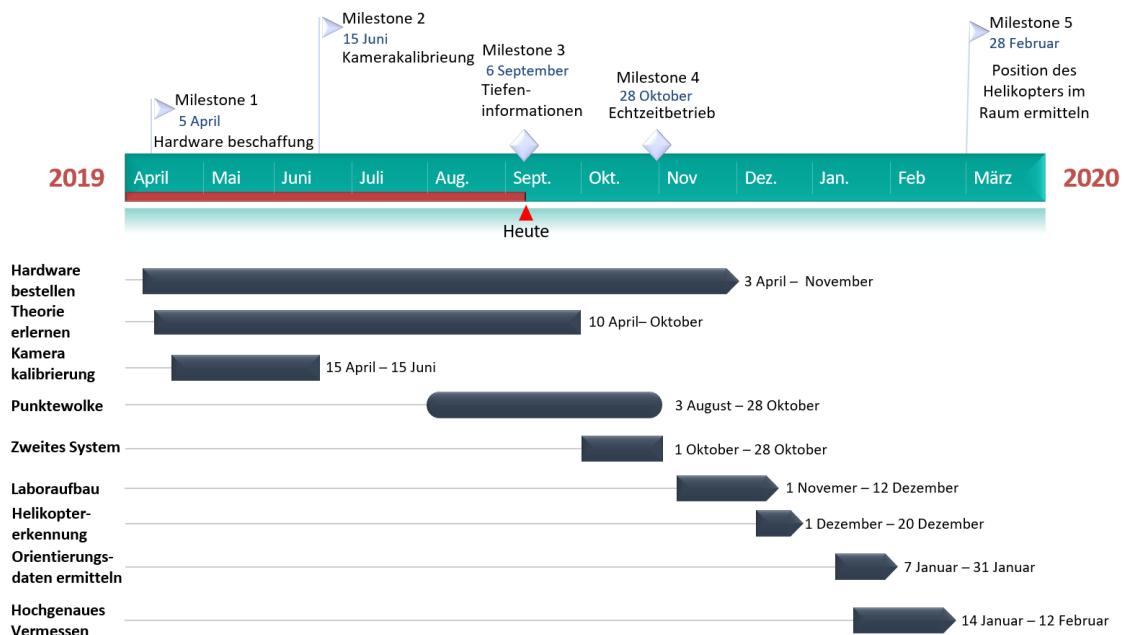


Abbildung 2.1: Projektplan Zwischenergebnis

In dem endgültigen Plan mussten einige Anpassungen getroffen werden. Dies ist in der Abbildung 2.2 rot markiert. Der nicht eingehaltene Meilenstein 4: Echtzeitbetrieb, wurde vorerst verschoben und dann als nicht relevant für die Aufgabenstellung und die Algorithmus Entwicklung beschlossen. Das Arbeitspaket Kamerakalibrierung hat sich sehr in die Länge gezogen und ist auch noch präsent bei dem Abschluss des Projektes. Sie führt immer wieder zu Ungenauigkeiten und wird im Kapitel Probleme behandelt. Das Arbeitspaket Orientierungsdaten ermitteln, wurde in der Art geändert, dass der Helikopter erkannt wird aber nicht in seiner Ausrichtung im Raum. Die Bearbeitung nach unserem Projektplan hat zu einem Ergebnis geführt, das in den nächsten Kapiteln dargestellt wird.

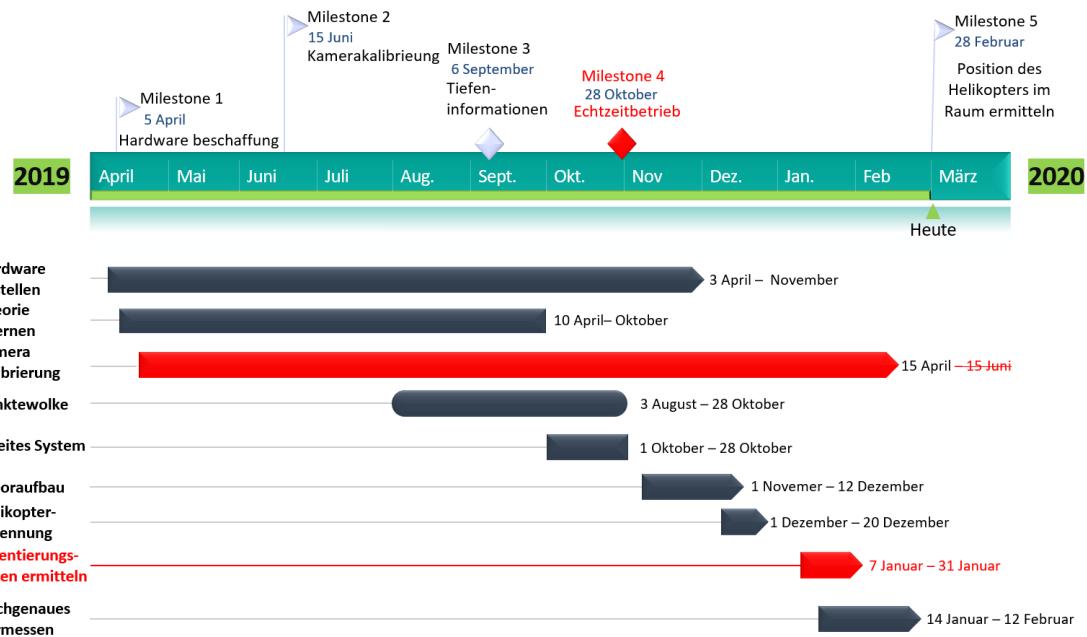


Abbildung 2.2: Endgültiger Zeitplan

3

Technologien

3.1. Software

3.1.1. OpenCV

OpenCV ist eine Open-Source-Bibliothek, die über Algorithmen für maschinelles Sehen und Bildverarbeitung verfügt [19].



Abbildung 3.1: OpenCV

Quelle: https://de.wikipedia.org/wiki/OpenCV#/media/Datei:OpenCV_Logo_with_text.png

3.1.2. scikit-learn

Scikit-learn ist eine freie, plattformunabhängige Python-Bibliothek, die für das maschinelle Lernen konzipiert ist. Die Software ist unter BSD lizenziert [20]. Von dieser Bibliothek wird lediglich die Implementierung des k-Means-Algorithmus verwendet.

3.2. *Hardware*



Abbildung 3.2: scikit

Quelle: https://de.wikipedia.org/wiki/Scikit-learn#/media/File:Scikit_learn_logo_small.svg

3.1.3. Open3D

Open3D ist eine Open-Source Bibliothek, die diverse Algorithmen für das Verarbeiten von 3D-Daten bereitstellt.

3.1.4. PyCapture

Mittels PyCapture werden die Kameras angesteuert. Diese Bibliothek liefert 15 Bilder pro Sekunde.

3.1.5. Spyder

Als Entwicklungsumgebung wurde Spyder verwendet. Hauptsächlich, weil die IDE auf wissenschaftliche Programmierung in Python ausgelegt ist [21].

3.2. *Hardware*

3.2.1. Kameras

Bei den Kameras handelt es sich um das Modell FL2-14S3C des Herstellers Point Grey. Das Objektiv ist das Modell DF6HA-1B der Marke Fujinon. Die Kameras sind horizontal zu einander verschoben und auf dem selben Stativ befestigt.

4

Bildverarbeitung und Umsetzung

Im Groben lässt sich der Ablauf unseres Programms, das das Problem der Lokalisierung eines Helikopters im Raum löst, folgendermaßen beschreiben:

Anfangs werden die Kameras separat kalibriert. Ist der berechnete Fehler dieser Kalibrierung gering, werden anschließend die Kameras zu einander kalibriert. Wird dann mit beiden Kameras ein Bild der Szene aufgenommen, werden diese Bilder zuerst rektifiziert und anschließend entzeichnet. Mit den neuen Bildern ist es möglich, eine Tiefenkarte und anschließend eine Punktwolke zu generieren. Von dieser Punktwolke wird dann der Mittelpunkt und die Koordinaten dieses Punktes bestimmt. Somit gelangen wir an die x -, y - und z -Koordinaten des Helikopters.

Diese Schritte werden im Folgenden detailliert beschrieben.

4.1. Kalibrierung

Für eine Messung, bei der der Fehler minimiert werden soll, ist das Kalibrieren der Kameras unumgänglich. Durch die Linse einer Kamera entsteht eine tonnenförmige Verzeichnung. Diese Fehler sind meist so klein, dass sie vom menschlichen Auge nicht erfasst werden können [2] [8]. Durch die Kalibrierung der Kamera können diese kompensiert werden.

4.1. Kalibrierung

VERZEICHNUNGSEIGENSCHAFTEN

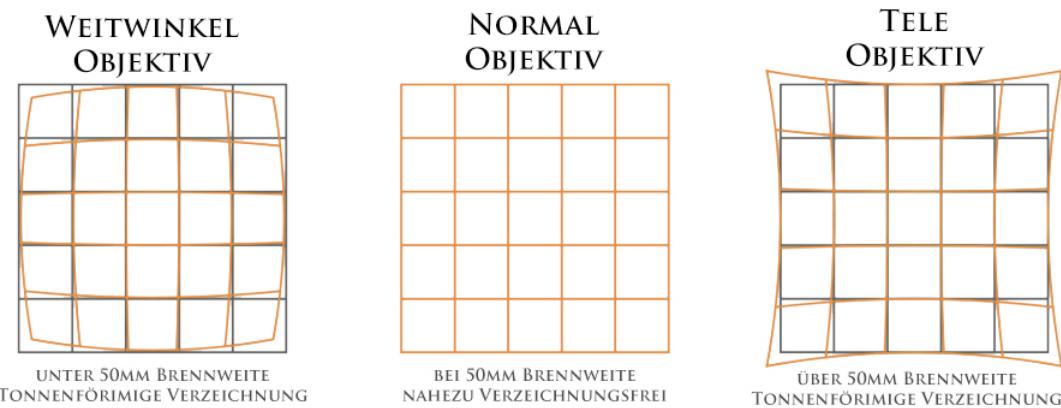


Abbildung 4.1: Verzeichnung

quelle: <http://www.fotokurs-bremen.de/wp-content/uploads/2016/11/Objektiv-Verzeichnung.jpg>

Durch die Kamerakalibrierung werden folgende Parameter bestimmt:

Intrinsische Parameter Bezeichnen die Abbildung von 3D-Punkten im Kamerakoordinatensystem auf den 2D-Sensor der Kamera. Es sind Informationen der Kamera selbst, die unabhängig davon sind, wo sich die Kamera befindet und wie diese ausgerichtet ist [**Intr**].

Extrinsische Parameter Die räumliche Lage und Orientierung der Kamera zu einem Referenzkoordinatensystem, d.h. die Rotation und Translation [10] [16].

Da es sich bei dem System um ein Stereokamera-System handelt, ist die Kalibrierung von diesem etwas komplizierter.

Zuerst müssen die Kameras gesondert kalibriert werden. Dies wird mit der Funktion `calibrateCamera` von OpenCV durchgeführt. Für die Kalibrierung wird ein Schachbrett-Muster verwendet. Wichtig ist, dass bei der Kalibrierung von Stereokameras dasselbe Bild verwenden. Für die Erkennung des Schachbretts wird die OpenCV-Funktion `findChessboardCorners` verwendet. Diese liefert die Objekt- und Bild-Punkte der Aufnahme. Bei den Objekt-Punkten handelt es sich um die 3D-Punkte des Bildes, bei den Bild-Punkten um die 2D-Punkte [12]. In 4.2 sieht man das Resultat von `findChessboardCorners`. Die gefundenen Ecken des Schachbretts werden hier farblich visualisiert.

4.2. Genauigkeitsabschätzung der Kalibrierung

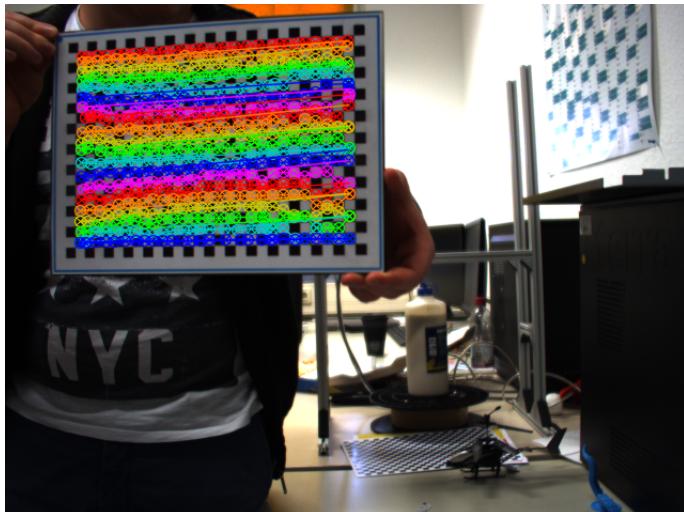


Abbildung 4.2: Kalibrierung

Für eine möglichst genaue Kalibrierung werden 50 Bilder verwendet. Anhand dieser wird jede Kamera mittels *calibrateCamera* kalibriert.

Die Funktion liefert die intrinsischen Parameter in Form von einer 3×3 Kamera-Matrix.

$$A = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Wobei f_x und f_y die Brennweite in Pixeln und c_x c_y ein Hauptpunkt, der normalerweise in der Bildmitte liegt, ist.

Die Ergebnisse dieses Vorgangs werden auf dem Computer gespeichert, sodass dieser nicht wiederholt werden muss. Anschließend wird das Ergebnis der Kalibrierungen an die OpenCV-Funktion *stereoCalibrate* übergeben.

Mit Hilfe der Stereo-Kalibrierung kann der Zusammenhang zwischen den Kameras ermittelt werden: Es werden von dem Bezugsbild, welches zum Ursprung des Koordinatensystems wird, die Objekt-Punkte verwendet. Von beiden Kamerasyttemen werden die Bild-Punkte, die jeweiligen Kameramatrizen und die Verzeichnungskoeffizienten verwendet. Die für uns wichtigsten Ergebnisse der Stereo-Kalibrierung sind die Rotation und Translation der beiden Kameras zueinander.

4.2. Genauigkeitsabschätzung der Kalibrierung

Der Reprojection Error ist ein qualitatives Maß für die Genauigkeit. Der Reprojection Error ist die Distanz zwischen einem detektierten Punkt in dem kalibrierten Bild und

4.3. Stereokalibrierung

dem korrespondierendem Weltpunkt projiziert in dasselbe Bild. Die Reprojection Error Methode ist ein Diagnosewerkzeug um zu erkennen ob eine Verbesserung gemacht werden muss oder nicht. Dies wird in 4.3 visuell dargestellt.

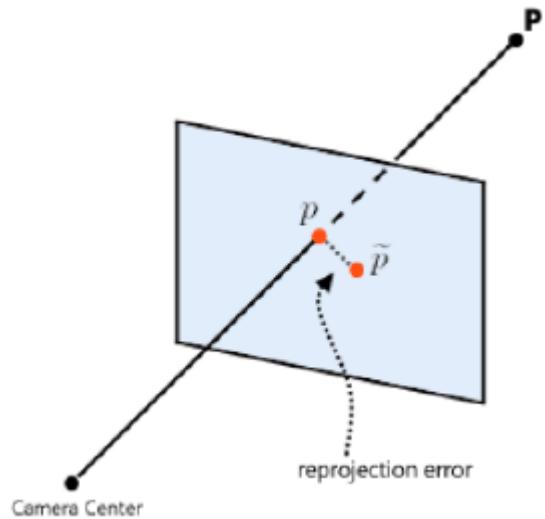


Abbildung 4.3: Reprojection Error

Quelle: https://www.researchgate.net/figure/The-reprojection-error-is-the-distance-between-the-projected-image-point-p-and-the_fig3_267557759

4.3. Stereokalibrierung

Wie auf dem Bild 4.4 zu sehen ist, handelt es sich bei unserem Aufbau um ein Stereo-System. Die beiden Kameras sind horizontal zueinander verschoben, fotografieren aber zum größten Teil die selbe Szene. Dies ist notwendig für das Berechnen von Tiefeinformationen. Liegen alle Referenzpunkte auf einer Geraden, so kann mittels Triangulation, wie auf 4.5 zu sehen ist, der z -Achsen Wert der Punkte berechnet werden.

4.3. Stereokalibrierung

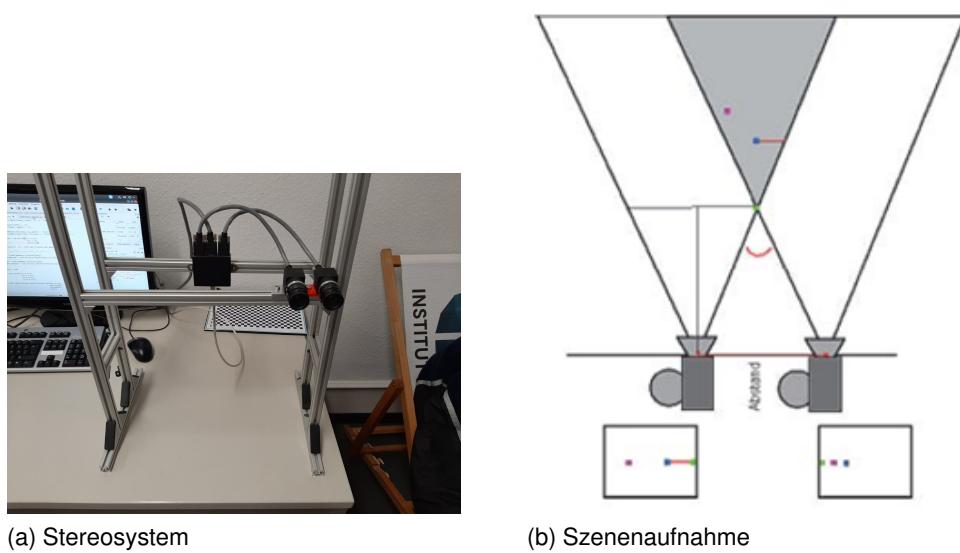


Abbildung 4.4: Stereo-System

Quelle: https://me.efi.th-nuernberg.de/interaktion/index.php5/Bearbeitung_und_Gewinnung_von_Tiefeninformation_durch_die_Kopplung_zweier_Kameras

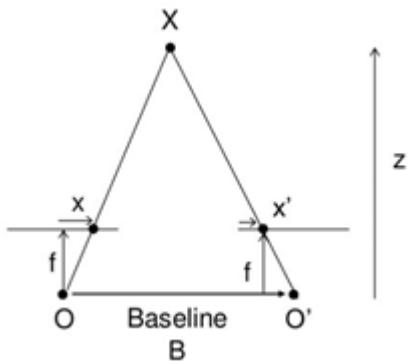


Abbildung 4.5: Z-Achsen Berechnung

Quelle: https://opencv-python-tutroals.readthedocs.io/en/latest/py_tutorials/py_calib3d/py_depthmap/py_depthmap.html

Da die Kameras horizontal verschoben sind, erhalten wir den Stereonormalfall, der wie folgt beschrieben wird: *Das achsparallele Stereosystem zeichnet sich durch zwei Kameras aus, die nur horizontal verschoben und deren Koordinatensysteme nicht gegeneinander verdreht sind [14].*

Bei der Stereokalibrierung werden sowohl inneren Kameraparameter für das Stereo-kamerapaar, als auch die geometrische Lage zwischen den Kameras berechnet [7]. OpenCV bietet hierfür die Funktion `stereoCalibrate`. Diese Funktion erwartet die vorher berechneten Kameramatrizen und Verzeichnungskoeffizienten beider Kameras. Zudem werden von beiden Kameras Bildpunkte benötigt, die auf die selben Objektpunkte abbilden.

4.3. Stereokalibrierung

den. Demnach müssen beide Kameras auf das selbe Kalibrierobjekt kalibriert werden [13]. Im Programm wird mit beiden Kameras ein Foto der Szene gemacht und anschließend versucht, das Schachbrettmuster zu detektieren. War die Detektion bei beiden Bildern erfolgreich, werden die Bild- und Objekt-Punkte gespeichert und der Vorgang 50 mal wiederholt. Nach 50 erfolgreichen Detektierungen werden die Kameras zueinander kalibriert.

Durch die Stereokalibrierung erhalten wir die Rotation und Translation beider Kameras zueinander. Mit diesen Werten ist es möglich, Informationen zur Tiefe zu ermitteln.

4.3.1. Entzeichnung

Durch das Objektiv einer Kamera entstehen bei der optischen Abbildung Verzeichnungen. Die Stärke dieser ist dabei vom eingesetzten Objektiv abhängig [17]. Die Verzerrung sorgt im Bild für eine fehlerhaft Darstellung von Geometrien. So erscheinen die in Wirklichkeit geraden Linien im Bild als Kurve. Die Stärke der Verzerrung im Bild folgt der Form der Linse. So ist sie am Rand des Bildes bedeutend stärker wahr zu nehmen als in der Bild Mitte.

Unter der Bildentzeichnung versteht man das Herausrechnen der oben beschriebenen Verzeichnung. Dies ist möglich, wenn das Kamerasystem kalibriert wurde. Durch das Verwenden von einheitlichen, geometrischen Formen, z.B. Schachbrettmuster, kann so der Fehler durch Rückprojektion herausgerechnet werden. Die resultierende optische Abbildung enthält so die korrekten geometrischen Eigenschaften des Originals. Das Entzeichnen eines Bildes erfolgt in OpenCV mittels der Funktion *initUndistortRectifyMap*.

4.3.2. Rektifizierung

Auch wenn es sich bei unserem Aufbau um den Stereonormalfall handelt, existieren dennoch Verschiebungen auf der Y-Achse von Referenzpunkten.

4.3. Stereokalibrierung



Abbildung 4.6: Stereo Aufnahme



Abbildung 4.7: Stereo Vergrößerung

In 4.6 ist eine Aufnahme der Kameras zu sehen. Durch das genaue Hinsehen erkennt man, dass Referenzpunkte nicht immer auf einer Geraden liegen. Dies ist durch eine Vergrößerung, wie in 4.7, dargestellt. Dies liegt an der Rotation um die x -Achse der beiden Kameras. Diese entsteht zum einen durch das nicht exakte Stativ, zum anderen durch die Montur der Kameras an diesem. Aufgrund dieser Rotation ist es nicht möglich Tiefeninformationen der ganzen Szene zu ermitteln. Um dieses Problem zu beheben, müssen die Bilder rektifiziert werden [7]. Mittels der Rektifizierung wird die Rotation beider Kameras berechnet und auf den jeweiligen Aufnahmen kompensiert, sodass Referenzpunkte auf einer geraden Linie liegen. In der Epipolargeometrie wird diese Gerade die Epipolarlinie genannt [13] [18]. Nach der Rektifizierung sind alle diese Epipolarlinien parallel. Die Rektifizierung wird in OpenCV mittels der Funktion *stereoRectify* erreicht.

4.4. Generierung einer Tiefenkarte

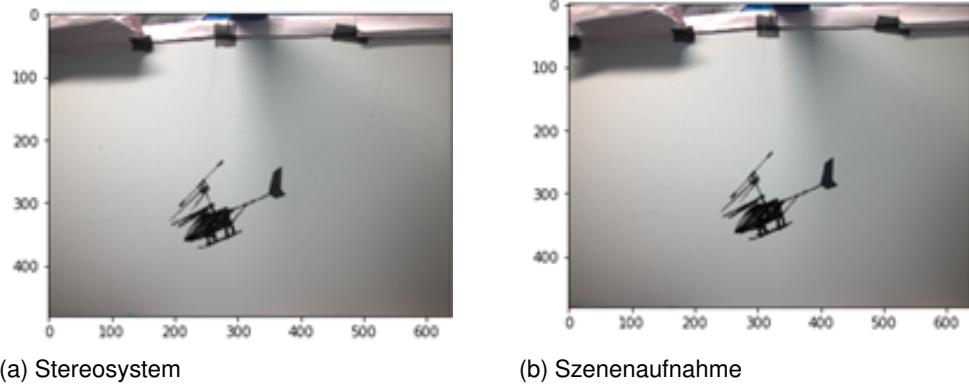


Abbildung 4.8: Aufnahmen eines Helikopters

4.4. Generierung einer Tiefenkarte

Die Tiefenkarte, aus der die Punktewolke generiert wird, wird mit Hilfe des Blockmatching Algorithmus berechnet. Dabei handelt es sich um einen objektorientierter Algorithmus, der zwei gleichgroße Blöcke aus verschiedenen Bildern vergleicht. Es wird ein Bereich im ersten Bild mit allen gleichgroßen Bereichen im zweiten verglichen. Dieser Bereich ist eine $n \times m$ -Matrix. Der mittlere Quadratische Fehler (MSE) dient als vergleichsmaß, welches sich wie folgt berechnet [3]:

$$MSE(x, y, \Delta) = \frac{1}{n - m} \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k (|G_L(x + i, y + j) - G_R(x + i + \Delta, y + j)|^2) \quad (4.1)$$

G_L und G_R sind die Bilder als Matrizen in Grauwerten abgespeichert. Der Offset Δ ist der Indikator für die Sprungweite im zweiten Bild. Nun ist es möglich, die Disparität d zu bestimmen (die Disparität bezeichnet die horizontale Differenz zwischen zwei korrespondierenden Bildpunkten [1]). Dies beschränkt sich allerdings auf die Bereiche, in der der MSE minimal ist [3]:

$$D = \min_{|\Delta| \leq d_{max}} \{MSE(x, y\Delta)\} \quad (4.2)$$

Durch eine Pixelselektion kann eine Tiefenkarte über das ganze Bild erstellt werden.

4.8 zeigt Aufnahmen des Helikopters von beiden Kameras.

4.5. Punktewolken-Generierung

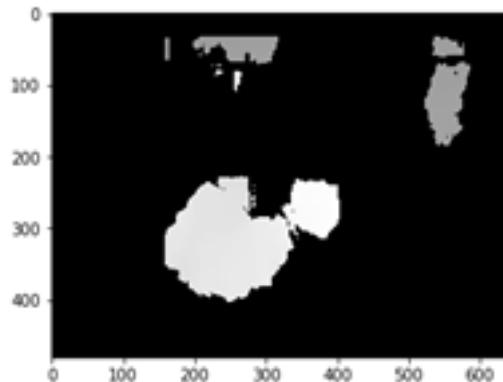


Abbildung 4.9: Tiefenkarte

4.5. Punktewolken-Generierung

Um aus der Tiefenkarte 3D-Koordinaten zu bestimmen, werden zunächst die x - und y -Werte derjenigen Pixel, die einen Wert größer 0 in der Tiefenkarte aufweisen, mit dem dazugehörigen Disparitätswert d in homogener Schreibweise, d.h. mit einer angehängten 1, in einen Vektor geschrieben. Außerdem werden die Farbwerte dieser Pixel in einer Matrix gespeichert. Der Vektor $(x, y, d, 1)$ wird dann mit der 4×4 -Perspektiv-Transformations-Matrix Q , die durch die Rektifizierung bestimmt wurde multipliziert. Die Matrix Q enthält aktualisierte Informationen über die Brennweite, die Hauptpunktsverschiebung und die Länge der Baseline nach der Rektifizierung. Zum Schluss muss lediglich der Resultatsvektor durch den Wert des letzten Elements geteilt werden, um die Homogenisierung rückgängig zu machen und die gewünschten x -, y -, und z -Koordinaten in kartesischer Form zu erhalten. Diese werden mit den gespeicherten Farbwerten in eine .ply-Datei geschrieben, um beispielweise mit CloudCompare anschließend visualisiert werden zu können.

Die Berechnung könnte auch innerhalb einer geschachtelten Schleife, die über sämtliche Pixelwerte iteriert, vorgenommen werden. Der vektorbasierte Ansatz bietet in Python jedoch deutliche Performancevorteile, weshalb die Berechnung auf diese Weise umgesetzt wurde. Das Speichern der Resultate ist optional, es könnte auch direkt mit der Lokalisierung fortgefahrene werden, ist jedoch zur Überprüfung der Resultate sehr hilfreich. [4.10](#) visualisiert das Ergebnis, visualisiert mit CloudCompare.

4.6. Lokalisierung des Helikopters

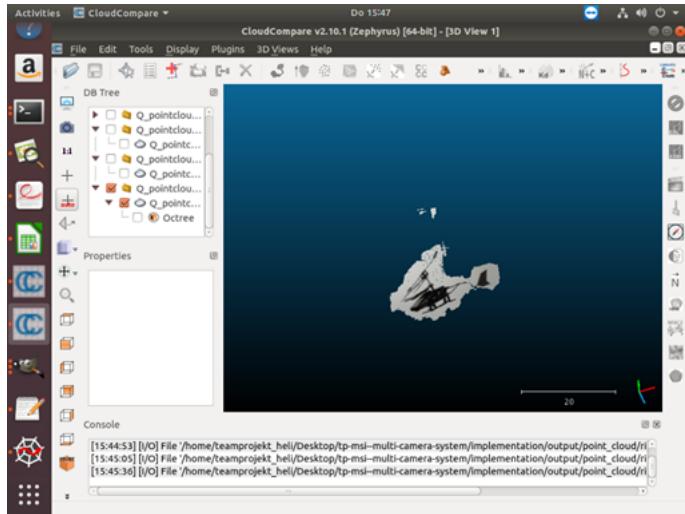


Abbildung 4.10: 3D-Punktewolke des Modellhubschraubers vor weißem Hintergrund in CloudCompare

4.6. Lokalisierung des Helikopters

4.6.1. k-Means

Der k-Means Algorithmus ist eine Clusteranalyse, welche verwendet wird, um einen Clustermittelpunkt zu ermitteln. Dafür ist die Clusteranzahl statisch davor zu bestimmen. Da wir unsere Detektion unter Laborbedingungen durchführen kann davon ausgegangen werden, dass es nur ein Cluster gibt, nämlich die Punktewolke des Helikopters. Demnach wird die Clustergröße auf eins gesetzt, um den Mittelpunkt des Helikopters zu ermitteln. Der Algorithmus partitioniert die Datenpunkte so, dass die summierte Varianz innerhalb jedes Clusters minimiert wird [4].

Die Problematik in einem lokalen Minimum hängen zu bleiben entfällt, da es nur ein Cluster gibt. Die euklidische Distanz von jedem Punkt zu dem optimalen clustermittelpunkt wird bestimmt. Der Mittelpunkt des Clusters wird mit folgender Formel berechnet:

$$SSE = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} dist(c_i, x)^2 \quad (4.3)$$

SSE (sum of squared error) soll minimiert werden, was zu einem besseren Mittelpunkt des Cluster führt. Dafür ist es Notwendig $dist$ zu minimieren. Dabei handelt es sich um den euklidischen Abstand von dem Clustermittelpunkt zu dem jeweiligen Punkt. Eine Quadrierung wird vorgenommen um das Vorzeichen zu eliminieren [11]. Durch die gegebenen Umstände ist eine Vereinfachung möglich:

4.6. Lokalisierung des Helikopters

$$SSE = \sum_{x \in c_i} dist(c_i, x)^2 \quad (4.4)$$

Der Anpassungsschritt, in dem der neue Clustermittelpunkt gewählt wird, wird durch das arithmetisches Mittel ausgerechnet:

$$\mu_k = \frac{\sum_n x_n}{n} \quad (4.5)$$

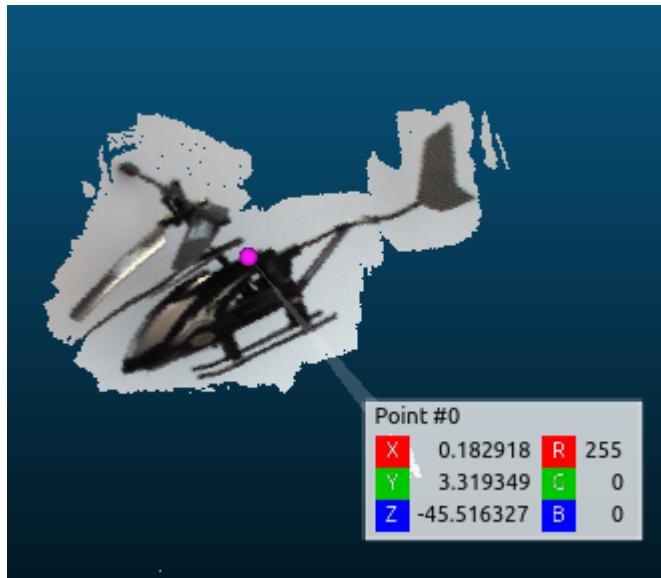


Abbildung 4.11: Helikoptercluster

In 4.11 sieht man den angewandten K-Means Algorithmus auf eine generierte Punktwolke aus unserem Kamerasystem. Gut zu erkennen ist, dass der Mittelpunkt des Helikopterclusters auch in der Nähe des tatsächlichen Mittelpunkts des Helikopters ist.

5

Experimente

5.1. Vereinfachte Kalibrierung

Eine andere Möglichkeit, als die Kalibrierung mittels eines Schachbretts, wie sie in 4.1 erläutert wurde, ist mit Hilfe eines rechteckigen Kalibrierobjektes. In unserem Fall handelt es sich, wie in 5.1 zu sehen ist, um die Verpackung von Heftklammern.



Abbildung 5.1: Kalibrierobjekt

Die Formel zur Berechnung der Brennweite f_x und f_y ergibt sich aus den Formeln

$$f_x = \frac{\Delta x'}{x} z \quad (5.1)$$

und

5.2. Fehlerfortpflanzung

$$f_y = \frac{\Delta y'}{y} z \quad (5.2)$$

bei Δx und Δy handelt es sich um die jeweiligen Seitenlängen des Kalibrierobjekts.
 $\Delta x'$ und $\Delta y'$ sind die Längen der Seiten des Kalibrierobjekts in Pixelwerten. z ist der Abstand zwischen Linse und Objekt [15] [5].



Abbildung 5.2: Vereinfachte Kalibrierung

Quelle: Solem 2012

Wie in 5.2 zu sehen ist, muss das Kalibrierobjekt senkrecht auf eine plane Oberfläche gestellt werden. So auch die Kamera. Die Kamera muss dann so ausgerichtet werden, dass das Objekt im Bild genau zentriert und entlang der Bildzeilen und -spalten ausgerichtet ist [5].

Obwohl diese Kalibrierung sehr ungenau erscheint, wurde ein dennoch relativ geringer Reprojection-Error errechnet. Der wie in 4.1 ermittelte Wert war dennoch besser.

5.2. Fehlerfortpflanzung

Bei der Tiefenberechnung mit Hilfe eines Stereokamerasystems wird die Raumposition nicht gemessen, sondern aus den beiden vom Kamerasystem erfassten Bildern berechnet. Dazu wird der gleiche Raumpunkt in beiden Bildern detektiert. Die räumliche Rekonstruktion ist im Stereonormalfall besonders einfach, da die beiden Kameras keine Rotation zueinander aufweisen. Dadurch vereinfachen sich die allgemeinen Formeln zur räumlichen Rekonstruktion [6]

$$x = x_0 + (z - z_0) \frac{r_{11}(x' - x'_0) + r_{12}(y' - y'_0) - r_{13}f}{r_{31}(x' - x'_0) + r_{32}(y' - y'_0) - r_{33}f} \quad (5.3)$$

5.2. Fehlerfortpflanzung

$$y = y_0 + (z - z_0) \frac{r_{21}(x' - x'_0) + r_{22}(y' - y'_0) - r_{23}f}{r_{31}(x' - x'_0) + r_{32}(y' - y'_0) - r_{33}f} \quad (5.4)$$

zu

Rechtes Bild:

$$x = -z \frac{x'_1}{f} \quad (5.5)$$

$$y = -z \frac{y'_1}{f} \quad (5.6)$$

Linkes Bild:

$$x = B - z \frac{x'_2}{f} \quad (5.7)$$

$$y = -z \frac{y'_2}{f} \quad (5.8)$$

Aus den vereinfachten Formeln 5.5, 5.6, 5.7 und 5.8, ist es ersichtlich, dass ein Raumpunkt in beiden Bildern die gleiche y -Koordinate aufweist, sich jedoch normalerweise in der x -Koordinate unterscheidet. Diese Differenz wird als x -Parallaxe $\rho_x = x_1 - x_2$ oder Disparität D bezeichnet.

Durch Gleichsetzen der Formeln 5.5 – 5.8 für linkes und rechtes Bild, erhält man folgende Formel zur Berechnung der Tiefeninformation:

$$z = -\frac{f * B}{x'_1 - x'_2} = -\frac{f * B}{\rho x'} \quad (5.9)$$

Da die Brennweite f und der Abstand der beiden Kameras zueinander (Baseline B) konstant sind, ist die Entfernung allein von der x -Parallaxe abhängig. Dabei ist ein Punkt näher, je größer die Parallaxe ist.

Die Formel 5.9 wurde mit folgendem Experiment validiert:



Abbildung 5.3: Tiefe links

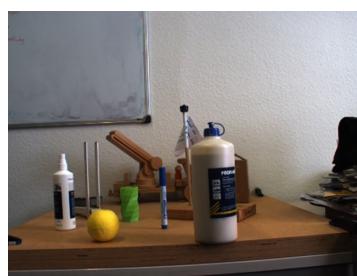


Abbildung 5.4: Tiefe rechts



Abbildung 5.5: Tiefe seitlich

Mit dem Stereo-System wurden zwei Aufnahmen einer Szene aufgenommen (5.3 und 5.4). Auf dem seitlichen Bild 5.5 sieht man die tatsächliche Tiefe der Objekte im Bild. Auf den zwei Bildern der Szene wurden hier vorerst händisch, dann mittels des SIFT-Algorithmus Referenzpunkte ermittelt, zu denen die Tiefe berechnet werden sollte.

5.2. Fehlerfortpflanzung

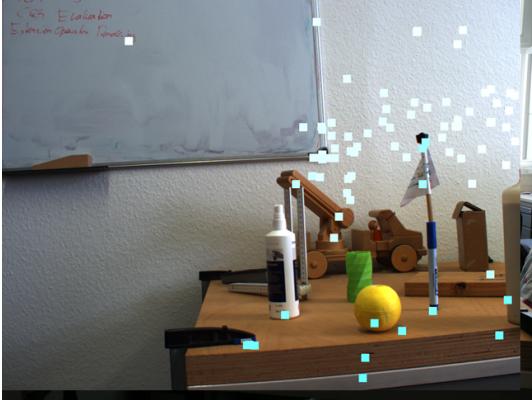


Abbildung 5.6: Tiefeninformation Punkte

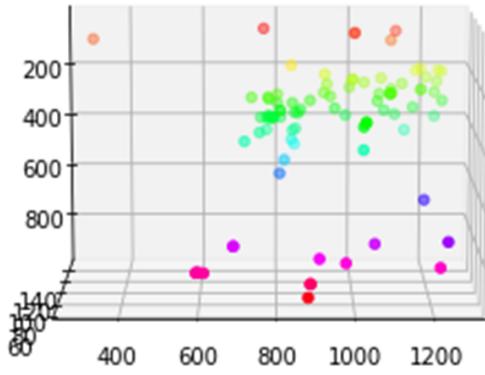


Abbildung 5.7: Tiefeninformation 3D-Plot

Mittels eines selbst geschriebenem Algorithmus, der Werte mit großem z weißlich und Werte mit kleinem z hellblau einfärbt, kann man sich die Informationen zur Tiefe auf einem Bild darstellen. In 5.6 kann man gut erkennen, dass Objekte, die näher an der Kamera stehen, mit einem hellen Blau markiert sind. Objekte, die weiter entfernt sind, mit einem weißlichem Farbton.

Dieses Verfahren der indirekten Bestimmung der Tiefeninformationen ist jedoch anfällig für Messfehler in den Bildposition. Die Fehlerfortpflanzung über die Werte x , y und z wird mit Hilfe des Gaußschen Fehlerfortpflanzungsgesetzes, welches den Einfluss mehrerer fehlerbehafteter Eingangsgrößen auf eine zu schätzende Ausgangsgröße beschreibt, berechnet. Wird die Varianz der Ausgangsgröße y über die fehlerbehafteten Eingangsgrößen x_1 bis x_n abgeschätzt, lautet die allgemeine Form des Gaußschen Fehlerfortpflanzungsgesetzes:

$$\sigma_y^2 = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1} \right)^2_{x_1, \dots, x_n} \sigma_{x_1}^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial x_2} \right)^2_{x_1, \dots, x_n} \sigma_{x_2}^2 + \dots + \left(\frac{\partial f}{\partial x_n} \right)^2_{x_1, \dots, x_n} \sigma_{x_n}^2 \quad (5.10)$$

Wendet man dieses Gesetz auf die Formeln 5.5 - 5.9 an, erhält man folgende Fehlerabschätzung für die Größen z , y und z unter der Annahme, dass die Brennweite f und die Baseline B fehlerfrei sind [6]:

$$\sigma_z^2 = \left(\frac{\partial z}{\partial p_{x'}} \right)^2_{p_{x'}} \sigma_{p_{x'}}^2 = \left(\frac{f \cdot B}{p_{x'}^2} \right)^2 \sigma_{p_{x'}}^2 \Rightarrow \sigma_z = \frac{z^2}{f \cdot B} \sigma_{p_{x'}} \quad (5.11)$$

$$\sigma_y^2 = \left(\frac{\partial y}{\partial z} \right)^2_{z, y'_1} \sigma_z^2 + \left(\frac{\partial y}{\partial y'_1} \right)^2_{z, y'_1} \sigma_{y'_1}^2 = \left(\frac{y'_1}{f} \right)^2 \sigma_z^2 + \left(\frac{z}{f} \right)^2 \sigma_{y'_1}^2 \quad (5.12)$$

5.3. Genauigkeitsabschätzung des Systems

$$\sigma_x^2 = \left. \frac{\partial x}{\partial z} \right|_{z,x'_1}^2 \sigma_z^2 + \left. \frac{\partial x}{\partial x'_1} \right|_{z,x'_1}^2 \sigma_{x'_1}^2 = \left(\frac{x'_1}{f} \right)^2 \sigma_z^2 + \left(\frac{z}{f} \right)^2 \sigma_{x'_1}^2 \quad (5.13)$$

5.3. Genauigkeitsabschätzung des Systems

Zur Genauigkeitsbeurteilung haben wir drei Mal das gleiche Objekt in jeweils einem anderen Abstand zum Stereosystem aufgenommen. Dabei erhielten wir folgende Resultate:

Gemessener Abstand [cm]	Berechneter Abstand [cm]	Differenz [cm]
37	31,05	5,95
54	48,78	5,22
100	96,81	3,19

Überraschenderweise nimmt der Fehler mit zunehmender Distanz in diesem Fall ab. Auf Grund der Fehlerformel für z (s. 5.11) war zu erwarten, dass der Fehler in der Tiefe quadratisch mit der Distanz wächst, was hier jedoch nicht der Fall ist. Auch bei der händischen Tiefenberechnung mit zwei rektifizierten Schachbrettmustern trat ein Phänomen auf, wobei die Disparität von Punkten links in den beiden Bildern nach rechts stark zunahm, obwohl die Punkte in der gleichen Entfernung zur Kamera waren.

Dies ist auch die Ursache, weshalb keine ausführliche Fehlerfortpflanzungsrechnung für unser System durchgeführt wurde, da bereits a priori absehbar war, wenig aussagekräftige Ergebnisse zu erhalten. Leider konnten wir keine plausible Erklärung für dieses Verhalten finden, die einzige Vermutung ist, dass etwas mit der Kalibrierung der Kameras nicht ganz in Ordnung ist, was dieses unerwartete Verhalten verursacht. Doch auch durch mehrmaliges Neukalibrieren konnte das Problem nicht behoben werden. Folgende Abbildung zeigt den Versuchsaufbau:

5.4. Kalibrierung der beiden Stereokamerasysteme zueinander

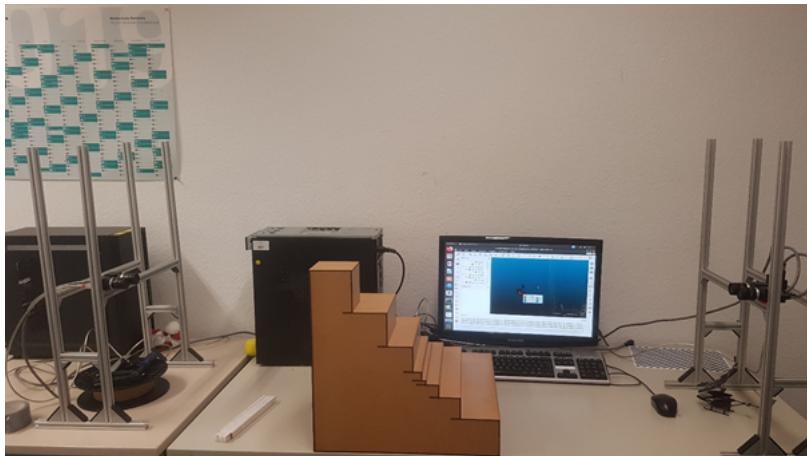


Abbildung 5.8: Versuchsaufbau mit zwei Stereokamerasystemen und Objekt zur Abstandsmessung

5.4. Kalibrierung der beiden Stereokamerasysteme zueinander

Durch Aufstellen eines zweiten identischen Stereokamerasystems gegenüber des bisher beschriebenen Systems (s. 5.8) sollte die bisher in der generierten Punktewolke fehlende Rückansicht des Helikopters in der Punktewolke visualisiert werden. Auf diese Weise sollte also eine 360° 3D-Ansicht einer Szene generiert werden. Zunächst musste das zweite System entsprechend dem Vorgehen für das erste System kalibriert werden, bevor versucht werden konnte, die beiden Systeme zueinander zu kalibrieren zu können, d.h. die Rotation und Translation der beiden Systeme zueinander zu bestimmen. Dies ist nötig, um die beiden separaten Punktewolken in ein gemeinsames Koordinatensystem überführen zu können.

Zur Kalibrierung der beiden Systeme zueinander wurden mehrere verschiedene Ansätze in Betracht gezogen und getestet, um Korrespondenzpunkte im 3-dimensionalen Raum berechnen zu können. Mithilfe des Algorithmus Iterative Closest Points, welcher in 5.4.1 erläutert wird, sollten aus diesen 3D-Koordinaten die Rotation und Translation der Systeme zueinander bestimmt werden.

Folgende Ansätze wurden in Betracht gezogen:

1. Aufstellen eines Objektes mit mehreren Eckpunkten, die in beiden Systemen sichtbar sind mit anschließendem automatisiertem Auffinden von Korrespondenzpunkten mit Hilfe des rotationsresistenten Interest-Point-Detektors SIFT. Leider konnte der SIFT-Detektor nicht ausreichend korrekte Korrespondenzen in den beiden Aufnahmen der jeweils gewählten Referenzkameras der beiden Systeme detektieren, weshalb dieser Ansatz nicht weiterverfolgt wurde.

5.4. Kalibrierung der beiden Stereokamerasysteme zueinander

2. Aufstellen eines Objektes mit mehreren Eckpunkten, die von beiden Systemen sichtbar sind. Aus den Aufnahmen sollten dann händisch die 2D-Koordinaten bestimmt und mit den Formeln 5.5 - 5.8 die 3D-Präsentation des Punkts berechnet werden. Dieser Ansatz wurde wegen des hohen manuellen Aufwands zunächst nicht weiterverfolgt und als Notlösung, falls keine bessere Variante gefunden werden könnte, verbucht.
3. Als am vielversprechendsten erwies sich der Ansatz mit einem beidseitig bedruckten Schachbrettmuster zu kalibrieren. Dabei müssen die Eckpunkte des Schachbretts auf Vorder- und Rückseite möglichst exakt übereinander liegen, dies muss bereits beim Druck berücksichtigt werden. Von dem Schachbrettmuster wird dann von beiden Systemen eine Aufnahme gemacht, diese rektifiziert und mit der aus der Kamera-Kalibrierung bereits bekannten OpenCV-Methode *findChessBoardCorners* die Bildkoordinaten der Eckpunkte bestimmt. Aus diesen Bildkoordinaten können anschließend erneut mit den Formeln xyz die 3D-Koordinaten mehrerer identischer Punkte für die beiden Systeme berechnet werden.
Mithilfe des ICP konnten die beiden 3D-Punktwolken der beiden Schachbrettmuster auch erfolgreich in eine Ebene transformiert werden, also die Translation der beiden Systeme zueinander bestimmt werden. Problematisch war jedoch die Bestimmung der Rotation, da die Punktwolken des Schachbretts nahezu symmetrisch sind und deshalb die 180°-Rotation nicht erkannt wird. Eigentlich müssten die jeweils oberen linken Ecken des Schachbrettmusters aus beiden Systemen aufeinander gemappt werden. Allerdings werden durch den ICP die linke obere Ecke des Schachbrettmusters aus dem linken System auf die rechte obere Ecke der Aufnahme aus dem rechten System aufeinander gemappt, wodurch keine Rotation erkannt wird. Bei einem anderen Setup der Stereosysteme zueinander wird das Schachbrettmuster nicht mehr gleichzeitig von beiden Systemen erkannt, weshalb das Problem dadurch ebenfalls nicht gelöst werden kann.

5.4. Kalibrierung der beiden Stereokamerasysteme zueinander

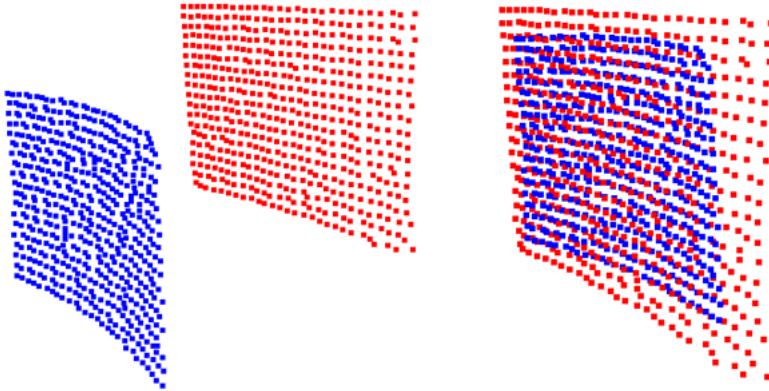


Abbildung 5.9: 3D-Schachbrettmuster vor und nach der Transformation mit den Ergebnissen des ICP-Algorithmus

5.4.1. ICP

Der Iterative Closest Point Algorithmus (ICP Algorithmus) ist eine Methode um zwei Punktewolken aneinander anzupassen. Hierzu minimiert der Algorithmus den Euklidischen Abstand d von korrespondierenden Punkten q und p in der Punktewolke:

$$d(q, p) = \sqrt{(q_1 - p_1)^2 + \dots + (q_n - p_n)^2} \quad (5.14)$$

Die Zuordnen von Punktpaaren, um so korrespondierende Punkte zu finden, wird mittels des Nearest Neighbour Algorithmus vorgenommen. Dieser nimmt die beiden Punktewolken entgegen und liefert ein Feld mit Indizes zurück, welche die korrespondierende Punkte angeben. In unserem Projekt wird er in der optimierten Variante verwendet. Dieser beschreibt die Punktewolken in einer Baumstruktur.

Ablauf

Vorab wird angenommen, dass die Punktewolken näherungsweise aufeinander ausgerichtet wurden und als initiale Transformation T beschrieben wird. Diese Transformation wird auf die eine Punktewolke angewendet. Die daraus resultierende, wird verwendet um mit Hilfe des Nearest Neighbour Algorithmus die korrespondierenden Punktpaare zu finden. Als Gütemaß für die aktuelle Transformation wird die Summe der quadratischen Distanzen genommen. Diese gilt es zu minimieren. Aus diesen Ergebnissen werden dann die neuen Transformationsparameter abgeleitet:

$$T \leq \operatorname{argmin}(\sum \|d(q_n, p_n)\|^2) \quad (5.15)$$

Diese Schritte werden nun so oft wiederholt bei ein akzeptables Optimum gefunden ist. Der ICP Algorithmus terminiert also, sobald entweder ein definierter Schwellwert für

5.4. Kalibrierung der beiden Stereokamerasysteme zueinander

das Gütemaß überschritten, oder eine definierte Anzahl an Iterationen erreicht wurde.

6

Probleme

Trotz dem Erfolgreichen lokalisieren unseres Helikopters, hatten wir einige langwierigen Schwierigkeiten, die auch nicht bis zur Beendigung des Projektes gelöst wurden. Das Hauptproblem, mit dem wir nicht gerechnet hatten, war die Kalibrierung und die vielen Folgeprobleme, die sich daraus entwickelten. Nach dem Arbeitspaket Kalibrierung, in dem wir uns eingelesen, selbst kalibriert haben und unsere Methode mit den Methoden von OpenCV verglichen haben, sind wir davon ausgegangen das Thema sei abgeschlossen. Aber eine plausible Validierung aus den Daten war für uns nicht möglich. Die erhaltenen Werte konnten nicht eingeordnet werden, ob diese gut oder schlecht sind. Zwar versuchten wir immer wieder mit neuen Messungen dies zu bestätigen, aber ein konsistenter Beleg, dass unsere Kalibrierung exakt ist, war nicht möglich. So dachten wir oft wir hätten dieses Thema erfolgreich beendet, aber bei Fehlschlägen in weiterführenden Themen, wie große Unstimmigkeiten in den Resultaten, konnte durch eine exaktere Kalibrierung bessere Ergebnisse erreicht werden. Die Ergebnisse schwankten auch sehr stark, wie die Lichteinstrahlung zu Zeiten der Messung im Labor war. So war es oft am besten abends Aufnahmen zu machen, da kein direktes Licht auf unseren Versuchsaufbau fiel. Trotz des abhängen des Fensters, war es nicht möglich dieses Schwanken zu eliminieren. Dies führte auch bei Erfolgen schnell zu einer Demotivation weiter zu machen, da eine andere Fehlerquelle nicht auszuschließen war. Es konnte auch kein Arbeitspaket wirklich beendet werden, da es nicht möglich war, dieses als erfolgreich abgeschlossen zu deklarieren.

Wir haben mit der Kalibrierung von zwei Kameras zueinander gestartet, was viel Zeit in Anspruch genommen hat. Als wir unseren Aufbau um ein weiteres Kamerasytem erweitert haben, war es nicht mehr möglich Bilder aufzunehmen. Dieses Problem konnte durch eine Reduzierung der Bildgröße behoben werden. Es resultierte, dass alles neu

kalibriert werden musste.

Des Weiteren war es uns oft nicht möglich aus der OpenCV Dokumentation die richtigen Schlüsse zu ziehen, da sie lückenhaft und teilweise veraltet war. Daraus resultierten Fehler, welche laut der Dokumentation nicht passieren sollten.

Für das Ansteuern der Kameras wurde die Bibliothek "PyCapture2" verwendet. Diese hatte aber keine vernünftige Dokumentation, was die Anbinden der Bibliothek deutlich erschwert hat.

Die für die Entwicklung verwendete IDE Spyder hat sehr begrenzte Debug-Möglichkeiten. So ist es zum Beispiel nicht möglich, sich im Debug-Modus große Matrizen anzuzeigen, was die Fehlersuche oftmals schwieriger gestaltet hat.

7

Fazit

Unserer Meinung nach wurde das Projekt erfolgreich umgesetzt. Es ist uns gelungen den Helikopter im Raum zu finden und den Abstand zur Kamera zu berechnen. Auch wenn der Abstand zur Kamera nicht exakt ist, weicht dieser nur ca. 3 Zentimeter vom eigentlichen Wert ab. Trotzdem gilt, wie üblicherweise für jedes Software-Projekt, dass das Projekt nicht fertig ist. Eine Möglichkeit das Projekt zu erweitern, wäre eine genauere Abstandsmessung zu erreichen. Uns ist es leider nicht gelungen herauszufinden, woran die Ungenauigkeit liegt.

Literatur

- [1] Matthias Behnisch. *Stereovision: Grundlagen*. URL: \url{https://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=2ahUKEwi8s6WlwfLnAhXGeZoKHetUDj8QFjAurl=https%3A%2F%2Fwww.techfak.uni-bielefeld.de%2F~rhaschke%2Flehre%2FWS04%2Fhumanoids%2Fausarbeitung%2FStereoalgorithmen1.pdf&usg=A0vVaw2TnHMxL7VlIVDFFF} (besucht am 26.02.2020).
- [2] fotokurs bremen. *Objektive Brennweite und Verzeichnung*. URL: <http://www.fotokurs-bremen.de/objektive-brennweite-und-verzeichnung/> (besucht am 22.02.2020).
- [3] Gregory Föll. *Stereo Vision: Vergleich verschiedener Algorithmen zur Lösung des Korrespondenzproblems*. URL: <https://users.informatik.haw-hamburg.de/~ubicomp/projekte/master2010-aw2/foell/bericht.pdf> (besucht am 27.02.2020).
- [4] Matthias Franz. „Dimensionsreduktion“. 2019.
- [5] Matthias Franz. „ransac“. 2019.
- [6] Matthias Franz. „Zweibildauswertung“. 2019.
- [7] ZBS Ilmenau. *Rektifizierung der Stereobilder*. URL: https://zbs-ilmenau.de/intern/vip/3D-Daten/VIP_3D_Rektifizierung_Stereobilder.html (besucht am 25.02.2020).
- [8] Ingmar Jahr. *Kamerakalibrierung*. URL: <https://www.invision-news.de/allgemein/kamerakalibrierung/> (besucht am 23.02.2020).
- [9] Naveen Joshi. *The Present And Future Of Computer Vision*. URL: <https://www.forbes.com/sites/cognitiveworld/2019/06/26/the-present-and-future-of-computer-vision/#490553c0517d> (besucht am 22.02.2020).
- [10] Georg Rupert Müller. *Kalibrierung von Kameras*. URL: <https://www.unibw.de/tas/forschung/kalibrierung-von-kameras/view> (besucht am 23.02.2020).
- [11] TU München. *Clusteranalyse*. URL: <https://www-m9.ma.tum.de/material/felix-klein/clustering/Methoden/K-Means.php> (besucht am 27.02.2020).
- [12] OpenCV. *Calibration Tutorial*. URL: https://docs.opencv.org/3.4/dc/dbb/tutorial_py_calibration.html (besucht am 22.02.2020).

LITERATUR

- [13] OpenCV. *Camera Calibration and 3D Reconstruction*. URL: https://docs.opencv.org/2.4/modules/calib3d/doc/camera_calibration_and_3d_reconstruction.html (besucht am 26.02.2020).
- [14] Robert Sablatnig und Sebastian Zambanini. *Stereo and Motion*. URL: <https://www.cg.tuwien.ac.at/courses/EinfVisComp/Skriptum/SS13/EVC-18%20Stereo%20und%20Motion.pdf> (besucht am 24.02.2020).
- [15] Jan Erik Solem. *Programming Computer Vision with Python. Tools and algorithms for analyzing images*. 2012.
- [16] Springer. *Das Kameramodell*. URL: https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F3-540-27473-1_3.pdf (besucht am 23.02.2020).
- [17] Wikipedia. *Entzerrung (Fotografie)*. URL: [https://de.wikipedia.org/wiki/Entzerrung_\(Fotografie\)](https://de.wikipedia.org/wiki/Entzerrung_(Fotografie)) (besucht am 26.02.2020).
- [18] Wikipedia. *Eipolargeometrie*. URL: <https://de.wikipedia.org/wiki/Eipolargeometrie#8-Punkt-Algorithmus> (besucht am 27.02.2020).
- [19] Wikipedia. *OpenCV*. URL: <https://de.wikipedia.org/wiki/OpenCV> (besucht am 22.02.2020).
- [20] Wikipedia. *Scikit-learn*. URL: <https://de.wikipedia.org/wiki/Scikit-learn> (besucht am 22.02.2020).
- [21] Wikipedia. *Spyder (Software)*. URL: [https://de.wikipedia.org/wiki/Spyder_\(Software\)](https://de.wikipedia.org/wiki/Spyder_(Software)) (besucht am 27.02.2020).

Abbildungsverzeichnis

1	Kamera-System
2	Kamera-Kalibrierung und Punktewolke
2.1	Projektplan Zwischenergebnis
2.2	Endgltiger Zeitplan
3.1	OpenCV
3.2	scikit
4.1	Verzeichnung
4.2	Kalibrierung
4.3	Reprojection Error
4.4	Stereo-System
4.5	Z-Achsen Berechnung
4.6	Stereo Szenenaufnahme
4.7	Stereo Vergrerung
4.8	Aufnahmen eines Helikopters
4.9	Tiefenkarte
4.10	3D-Punktewolke des Modellhubschraubers vor weiem Hintergrund in CloudCompare
4.11	Helikoptercluster
5.1	Kalibrierobjekt
5.2	Vereinfachte Kalibrierung
5.3	Tiefe links
5.4	Tiefe rechts
5.5	Tiefe seitlich
5.6	Tiefeninformation Punkte
5.7	Tiefeninformation 3D-Plot
5.8	Versuchsaufbau mit zwei Stereokamerasystemen und Objekt zur Abstandsmessung
5.9	3D-Schachbrettmuster vor und nach der Transformation mit den Ergebnissen des ICP-Algorithmus