

---

# **Szenenkonstruktion aus stereoskopischen Bildquellen gleicher und verschiedener Auflösungen**

---

Erarbeitet von Studenten und Studentinnen  
im Rahmen der Abschlussarbeit  
**Masterarbeit der Fakultät**

Medieninformatik 4.Semester Anja Kretschmer 222222

Betreut von: Prof. Dr. Thomas Schneider

Disclaim here



Fakultät Digitale Medien der Hochschule Furtwangen  
Wintersemester 17/18 - Sommersemester 18

# Inhaltsverzeichnis

<b>1 Einleitung</b>	<b>4</b>
<b>2 Model der Bildaufnahme mit einer Kamera</b>	<b>5</b>
2.1 Lochkameramodell zur Abbildung eines Punktes auf die Bildebene . . . . .	5
2.2 Koordinatentransformation . . . . .	6
2.3 Aufname mit einer willkürlichen Kameraorientierung . . . . .	9
<b>3 Geometrische Beziehungen zwischen Punktekorrespondenzen</b>	<b>12</b>
3.1 Korrespondenzen planarer Punktmengen mit Homographien . . . . .	12
3.2 Korrespondenzanalyse für beliebige Punkte im Raum (Epipolare Geometrie) . . . . .	14
3.3 Bestimmung von Homographie und Fundamentalmatrix aus Punktekorrespondenzen . . . . .	17
<b>4 Synthetische Rekonstruktion</b>	<b>21</b>
4.1 Simulierte Bildaufnahme einer virtuellen Szene . . . . .	22
4.2 Bildanalyse . . . . .	24
4.2.1 Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter . . . . .	24
4.2.2 Szenenrekonstruktion durch Triangulation . . . . .	26
4.3 Auswirkungen von unterschiedlichen Kameraauflösungen . . . . .	30
4.4 Geometrie eines Sensors . . . . .	30
4.5 Auswirkungen auf die Szenenrekonstruktion . . . . .	31
<b>5 Reelle Rekonstruktion</b>	<b>36</b>
5.1 Stereoaufbau . . . . .	36
5.2 Korrespondenzanalyse . . . . .	37
5.3 Normierter acht-Punkt-Algorithmus . . . . .	38
5.3.1 Singularität der Fundamentalmatrix . . . . .	39
5.3.2 Singulärwerte der essentiellen Matrix . . . . .	41
5.4 Szenenrekonstruktion mit Sampson-Approximation . . . . .	42
5.5 Ergebnisse einer Stereoanalyse mit Kameras unterschiedlicher Auflösung . . . . .	47
<b>6 Vergleich mit anderen Computer Vision Applikationen</b>	<b>52</b>
6.1 Szenenrekonstruktion mit Rektifizierung . . . . .	52
6.2 Rektifizierung mit Homographien . . . . .	54
6.2.1 Projektive Transformation . . . . .	56
6.2.2 Ähnlichkeitstransformation . . . . .	60
6.2.3 Scherungstransformation . . . . .	62
6.3 Rektifizierung mit unterschiedlichen Kameraauflösungen . . . . .	64
<b>7 Punktesortierung in Schachbrettmustern</b>	<b>67</b>
7.1 Sortierungsalgorithmus . . . . .	68
7.2 Resultate bei stark verzerrten Schachbrettern . . . . .	75
<b>8 Fazit - Conclusion</b>	<b>78</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>79</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>81</b>

Over the last decades computer vision scientist have taken a new approach to vision. They build different computational models of what shoud be computed, what can really be computed, and how these computations can be realized by computer programs, and they use computers to test their models are correct. The result is a better understandung of vision from a different point of view, and at the same time some working artificial vision systems are built that can be used in idustry, medicine, etc. The knowledge obtained on neirophysiology and psychophysics have given hints to and influenced computer vision scientists, helping find solutions to the design of specific algorithms and implementation of vision systems. On the other Hand coputational vision has also given nerophysologists and psychophysicsist a mathematical framework for modeling vision processes.[1]

# 1 Einleitung

Die Computer Vision ist ein Fachbereich der Computer Science mit dem Fokus auf die Entwicklung von künstlicher Intelligenz, die ein visuelles Verständnis ihrer Umgebung besitzen. Folglich wird in der Computer Vision der Weg von visuellen Eindrücken oder Bildern aus der Realität in den Rechner beschrieben [2]. Der Mensch ist mit der Fähigkeit ausgestattet, gesehene Bilder zu verarbeiten und kann die ihn umgebene Welt verstehen. Maschinen, die eine ähnliche Fähigkeit besitzen, wären somit ebenfalls in der Lage Entscheidungen auf Grund von visuellen Eindrücken zu fällen. Das entwickeln solcher Maschinen und den damit verbundenen Grundprinzipien und Programmen sind die Forschungsmittelpunkte von aktuellen Anwendungsbereichen wie dem Autonomen Fahren, Motion-Capturing, Bewegungserkennungen oder Service Robotern.

In dieser Masterarbeit wurde ein Algorithmus zur Rekonstruktion einer Szene aus stereoskopischen Bildquellen entwickelt. Das typische Verfahren einer Stereorekonstruktion basiert auf den Grundbausteinen Bildaufnahme und Bildanalyse[2]. In der Bildaufnahme wird eine Szene oder ein Objekt mit Hilfe von Kameras, Sensoren oder Lasern aufgenommen und als digitale zweidimensionale Bilder an den Computer weitergegeben. In der Bildanalyse werden die aufgenommenen Bilder ausgewertet um so die dreidimensionale Szene rekonstruieren zu können. Für die Analyse ist es essentiell die Kameraparameter, wie Position und Auflösung, zu kennen. Sind diese jedoch nicht bekannt, können die Bildquellen genutzt werden um die Kameraparameter abzuschätzen. Eine solche Abschätzung wird als Kamerakalibrierung[3, 4, 5, 1] bezeichnet. Die Position und Rotation einer Kamera im Raum werden als die extrinsischen Kameraparameter bezeichnet. Parameter wie die Auflösung oder Brennweiten, werden als die intrinsischen Kameraparameter bezeichnet[3, 4]. Im Zuge dieser Arbeit ist ein Algorithmus entstanden, welcher unter anderem im Stande ist die Kameras gleicher und unterschiedlicher Auflösung zu kalibrieren und eine 3D-Szenenrekonstruktion durchzuführen. Der vollständige Algorithmus wurde mithilfe eines virtuellen Beispiels verifiziert und auf eine reelle Szenenaufnahme angewandt. Beim Entwickeln von Algorithmen für Computer Vision Applikationen sieht man sich immer wieder mit komplizierten Aufgaben und Herausforderungen konfrontiert. Bei der Aufnahme von Bildern, kann es immer wieder zu unvorhersehbaren Bildfehlern wie beispielsweise Rauschen oder Verzerrungen durch die Kameralinse kommen, was nicht oft zum Verlust von Referenzdaten führt. Im Kapitel Reelle Rekonstruktion wird aufgeführt, wie mit solchen Fehlern umgegangen werden kann.

In der virtuellen Rekonstruktion wird zuerst eine 3D-Szene in zwei voneinander unterschiedlich positionierten, simulierten Kameras projiziert um virtuelle Bilddaten zu generieren. Anhand dieser 2D-Bilddaten wird die Kamerakalibrierung getestet. In der virtuellen Rekonstruktion, werden die Werte für Auflösung und Brennweite, selbst gesetzt. Im Test des Algorithmus mit reellen Bilddaten, wird für dessen Schätzung auf ein bereits existierendes Programm zurückgegriffen. Die intrinsischen Parameter werden mit dem hier entwickelten Algorithmus für die Schätzung der Positionen und Orientierungen der Kameras kombiniert um die Kameras anhand der virtuellen Daten zu kalibrieren. Die durch die Schätzung erhaltenen Kameraparameter können im virtuellen Beispiel so einfach mit den zuvor definierten Parametern verglichen werden, um den Algorithmus zu verifizieren. Diese Kameraparameter werden dann im entwickelten Rekonstruktionsalgorithmus dazu verwendet, die ursprüngliche 3D-Szene wieder herzustellen und die Funktionsweise der Rekonstruktion zu analysieren.

## 2 Model der Bildaufnahme mit einer Kamera

Um einen Szenenrekonstruktionalgorithmus zu verstehen werden in diesem Abschnitt grundlegende Bedingungen eingeführt um die Bildaufnahme mathematisch zu beschreiben. Ein abbildendes System besteht aus einem Objekt  $M$ , einer Kamera  $C$  und einer Bildebene  $I$  wie in Abbildung 2.1 dargestellt.

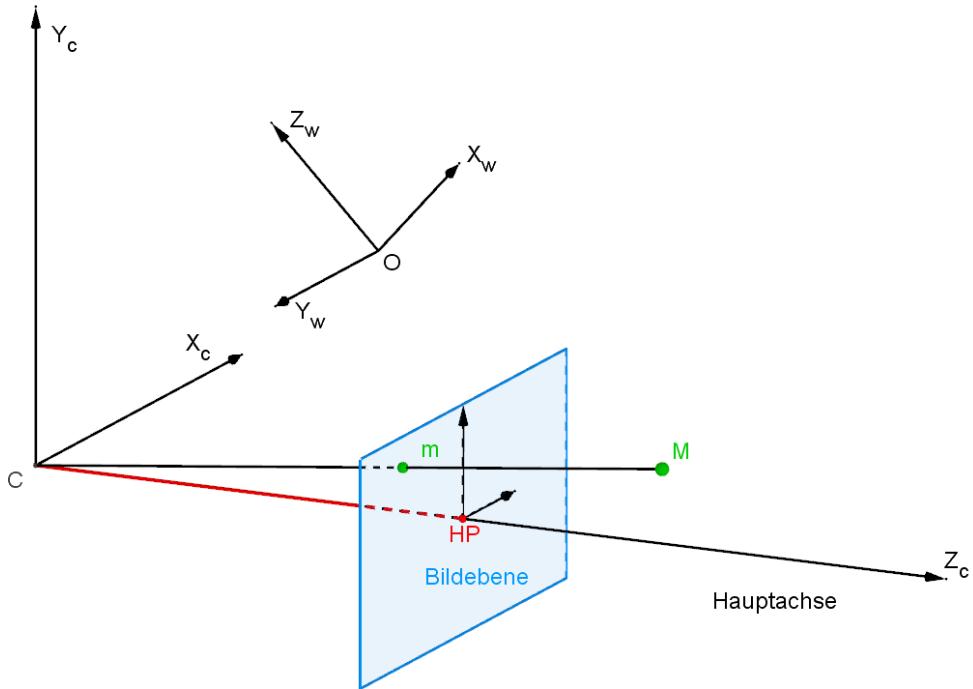


Abbildung 2.1: Schematik eines abbildenden Systems. Ein Punkt  $M$  im Weltkoordinatensystem  $O$  wird durch eine Kamera  $C$  aufgenommen. Diese Aufnahme wird durch eine Projektion, die als Verbindungsgeraden von  $M$  zu  $C$  zu sehen ist und  $M$  auf  $m$  abbildet, beschrieben.

Ein Punkt  $M$  in einem dreidimensionalen Weltkoordinatensystem wird mit Hilfe einer Kamera, die in einem eigenen dreidimensionalen Kamerakoordinatensystem beschrieben wird, auf die Bildebene  $I$  projiziert. Die Bildebene  $I$  ist durch ein zweidimensionales Bildkoordinatensystem beschrieben. Der projizierte Punkt  $m$  kann mit einem Sensor aufgenommen und abgespeichert werden.

Im Folgenden wird zuerst ein Kameramodell eingeführt um die Projektion auf die Bildebene zu beschreiben. Daraufhin werden Koordinatentransformationen beschrieben um abschließend die Aufnahme eines Punktes mit einer willkürlichen Kameraorientierung zu berechnen.

### 2.1 Lochkameramodell zur Abbildung eines Punktes auf die Bildebene

Mit Hilfe des Lochkameramodells wird die Abbildung eines Objektes auf eine Bildebene beschrieben. Das Modell beruht ausschließlich auf der geometrischen Optik und vernachlässigt physikalische Effekte, wie Beugung oder die Auswirkung der Linse[6]. Das Lochkameramodell besteht aus einem Projektionszentrum  $C$ .  $C$  beschreibt gleichzeitig die Lage des Kamerazentrums und bildet den Ursprung

des Kamerakoordinatensystems.[7, 3]. Die Blickrichtung der Kamera wird als Hauptachse bezeichnet. Die Bildebene steht senkrecht zur Hauptachse. Der Schnittpunkt der Hauptachse mit der Bildebene bildet den Hauptpunkt  $HP$ . Der Hauptpunkt ist der Ursprung des Bildebenenkoordinatensystems. Der Abstand vom Projektionszentrum zum Hauptpunkt wird als Brennweite  $\zeta$  beschrieben[3, 7]. Der Bildpunkt  $m$  entsteht am Schnittpunkt der Verbindungsgerade von  $C$  und  $M$  mit der Bildebene  $I$ .

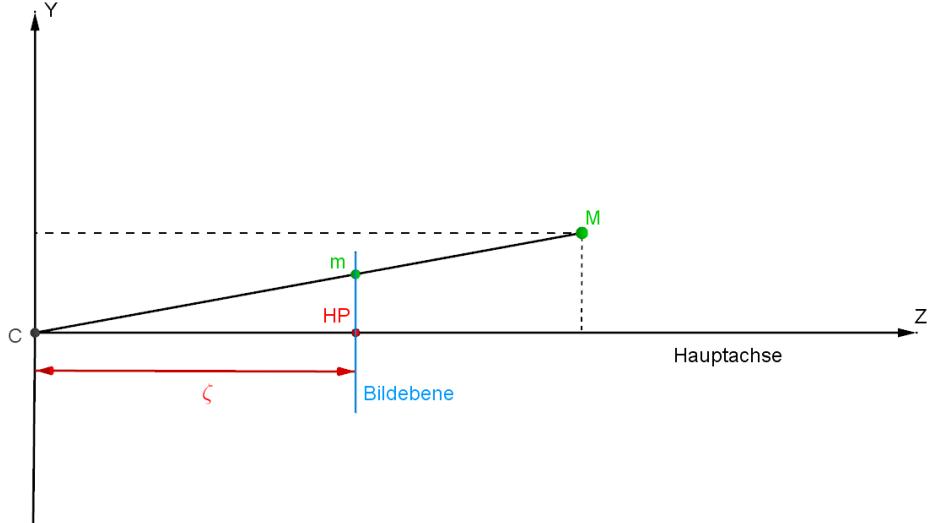


Abbildung 2.2: Die Abbildung zeigt einen Querschnitt des beschriebenen Lochkameramodells. Zu sehen ist das Projektionszentrum  $C$  der Kamera.  $C$  ist gleichzeitig das Kamerazentrum und bildet den Ursprung für das Kamerakoordinatensystem.  $\zeta$  beschreibt den Abstand des Projektionszentrums zur Bildebene. Die Hauptachse beschreibt die Blickrichtung der Kamera. Der Punkt an dem die Hauptachse die Bildebene schneidet wird Hauptpunkt genannt und ist gleichzeitig der Ursprung für das Bildebenenkoordinatensystem. Der Bildpunkt  $m$  entsteht am Schnittpunkt der Verbindungsgerade von  $C$  und  $M$  mit der Bildebene  $I$

Die Projektion eines dreidimensionalen Punktes auf eine zweidimensionale Bildebene, wird durch eine  $3 \times 3$  Kameramatrix  $K_0$  beschrieben.

$$K_0 \cdot M = \begin{bmatrix} \zeta & 0 & 0 \\ 0 & \zeta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \zeta X \\ \zeta Y \\ Z \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} \zeta \frac{X}{Z} \\ \zeta \frac{Y}{Z} \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

Die Koordinaten auf der zweidimensionalen Bildebene werden häufig als homogene Koordinaten angegeben. Dazu werden die Koordinaten mit  $Z$  normiert und somit auf die Ebene  $(x, y, 1)^T$  projiziert wird. Zur Vereinfachung wird zuletzt nur die  $x, y$  Koordinaten des entstandenen Bildes angegeben. Gleichung 2.1 beschreibt somit die Abbildung eines Punktes auf die Bildebene.

## 2.2 Koordinatentransformation

Um einen Punkt von einem übergeordneten Weltkoordinatensystem in ein bestimmtes, zum Weltkoordinatensystem rotiertes, Kamerakoordinatensystem zu überführen ist eine Transformation notwendig. Im Folgenden wird der mathematische Weg einer Transformation eines Weltkoordinatensystems  $(O, \delta)$  mit  $\delta = (\hat{d}_1, \hat{d}_2, \hat{d}_3, O)$  in ein Kamerakoordinatensystem  $(C, \beta)$  mit  $\beta = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, \hat{b}_3, C)$  beschrieben. Zunächst wird eine Koordinatisierung von Punkten im Weltkoordinatensystem vorgenommen. Ein Punkt  $P_\delta$  bezüglich des Weltkoordinatensystems wird wie folgt beschrieben:

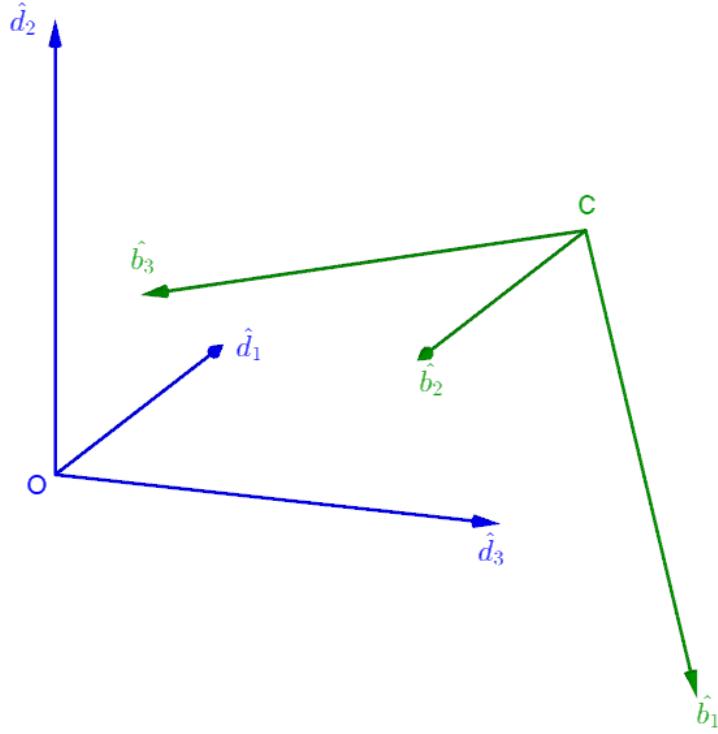


Abbildung 2.3: Ein Weltkoordinatensystem  $(O, \delta)$  mit  $\delta = (\hat{d}_1, \hat{d}_2, \hat{d}_3, O)$  wird zu einem dazu verschobenen und rotiertem Kamerakoordinatensystem  $(C, \beta)$  mit  $\beta = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, \hat{b}_3, C)$  transformiert.

$$P_\delta = O + p_{1\delta}\hat{d}_1 + p_{2\delta}\hat{d}_2 + p_{3\delta}\hat{d}_3 \quad (2.2)$$

$$\rightsquigarrow P_\delta = (p_{1\delta}, p_{2\delta}, p_{3\delta})^T = \begin{pmatrix} p_{1\delta} \\ p_{2\delta} \\ p_{3\delta} \end{pmatrix}. \quad (2.3)$$

Zwischen den beiden Koordinatensystemen  $(O, \delta)$  und  $(C, \beta)$  gelten die folgenden Beziehungen:

$$C_\beta = O_\delta + C_{\beta,1}\hat{d}_1 + C_{\beta,2}\hat{d}_2 + C_{\beta,3}\hat{d}_3 \quad (2.4)$$

$$\hat{b}_1 = b_{11}\hat{d}_1 + b_{12}\hat{d}_2 + b_{13}\hat{d}_3 \quad (2.5)$$

$$\hat{b}_2 = b_{21}\hat{d}_1 + b_{22}\hat{d}_2 + b_{23}\hat{d}_3 \quad (2.6)$$

$$\hat{b}_3 = b_{31}\hat{d}_1 + b_{32}\hat{d}_2 + b_{33}\hat{d}_3. \quad (2.7)$$

Diese Beziehungsgleichungen werden in Gleichung 2.2 eingesetzt.

$$\begin{aligned} P_\delta &= O + (C_{\beta,1} + p_{1\beta}b_{11} + p_{2\beta}b_{21} + p_{3\beta}b_{31}) \cdot \hat{d}_1 \\ &\quad + (C_{\beta,2} + p_{1\beta}b_{12} + p_{2\beta}b_{22} + p_{3\beta}b_{32}) \cdot \hat{d}_2 \\ &\quad + (C_{\beta,3} + p_{1\beta}b_{13} + p_{2\beta}b_{23} + p_{3\beta}b_{33}) \cdot \hat{d}_3 \end{aligned} \quad (2.8)$$

Aus Gleichung 2.8 wird ein Gleichungssystem in der Form von Gleichung 2.9 aufgestellt und gelöst.

$$\begin{aligned} p_{1\delta} &= C_{\beta,1} + (C_{\beta,1} + p_{1\beta}b_{11} + p_{2\beta}b_{21} + p_{3\beta}b_{31}) \\ \rightsquigarrow p_{1\delta} - C_{\beta,1} &= (C_{\beta,1} + p_{1\beta}b_{11} + p_{2\beta}b_{21} + p_{3\beta}b_{31}) \end{aligned} \quad (2.9)$$

Das Gleichungssystem lässt sich in Matrixform darstellen als

$$\begin{bmatrix} b_{11} & b_{21} & b_{31} \\ b_{12} & b_{22} & b_{32} \\ b_{13} & b_{23} & b_{33} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} p_{1\beta} \\ p_{2\beta} \\ p_{3\beta} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{1\delta} - C_{\beta,1} \\ p_{2\delta} - C_{\beta,2} \\ p_{3\delta} - C_{\beta,3} \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

Wenn  $P_\beta$  gegeben ist, erhält man auf diese Weise direkt  $P_\delta$ . Die inverse Matrix  $D_\beta^{-1}$  kann verwendet werden um  $P_\beta$  aus  $P_\delta$  zu berechnen.

$$D_\beta^{-1} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

$$\rightsquigarrow \begin{pmatrix} p_{1\beta} \\ p_{2\beta} \\ p_{3\beta} \end{pmatrix} = D_\beta^{-1} \begin{pmatrix} p_{1\delta} - C_{\beta,1} \\ p_{2\delta} - C_{\beta,2} \\ p_{3\delta} - C_{\beta,3} \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

Handelt es sich um ein kartesisches Koordinatensystem, so gilt  $D_\beta^{-1} = D_\beta^T$  und die transponierte Matrix kann für die Koordinatentransformation benutzt werden. Für zwei normierte, kartesische Koordinatensysteme ist  $D$  und  $D^T$  eine Rotationsmatrix  $R$ , weshalb im Folgenden, analog zur Literatur [3, 5, 4],  $D^T = R$  angenommen wird. Um Gleichung 2.12 in einer kompakten Schreibweise zu formulieren, wird  $\vec{p}_\beta = (p_{1\beta}, p_{2\beta}, p_{3\beta})^T$  zu einem vierdimensionalen Vektor mit 1 zu  $\vec{p}_\delta = (p_{1\beta}, p_{2\beta}, p_{3\beta}, 1)^T = (\vec{p}_\beta, 1)^T$  erweitert. Damit lässt sich Gleichung 2.12 als eine Matrixmultiplikation ausdrücken

$$\begin{pmatrix} p_{1\beta} \\ p_{2\beta} \\ p_{3\beta} \end{pmatrix} = D_\beta^T \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -C_{\beta,1} \\ 0 & 1 & 0 & -C_{\beta,2} \\ 0 & 0 & 1 & -C_{\beta,3} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} p_{1\delta} \\ p_{2\delta} \\ p_{3\delta} \\ 1 \end{pmatrix} = R[I - C] \begin{pmatrix} p_{1\delta} \\ p_{2\delta} \\ p_{3\delta} \\ 1 \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} \vec{p}_\delta \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (2.13)$$

Die Transformationsmatrix  $T$  setzt sich aus der Rotationsmatrix  $R$  und der Translationsmatrix  $[I| - C]$  zusammen und wirkt auf den neu definierten vierdimensionalen Vektor. Wichtig dabei ist, dass  $[I| - C]$  eine symbolische Schreibweise für eine  $3 \times 4$  Matrix ist.

## 2.3 Aufname mit einer willkürlichen Kameraorientierung

Ein beliebiger Punkt im Weltkoordinatensystem kann mit der eingeführten Operation auf die Bildecke und schließlich auch auf den Sensor projiziert werden. Es werden insgesamt vier verschiedene Koordinatensysteme definiert. Das Weltkoordinatensystem  $(O, \delta)$  mit  $\delta = (\hat{d}_1, \hat{d}_2, \hat{d}_3)$ , das Kamerakoordinatensystem  $(C, \beta)$  mit  $\beta = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, \hat{b}_3)$ , das Bildeckenkoordinatensystem  $(I, \tau)$  mit  $\tau = (\hat{t}_1, \hat{t}_2)$  und als letztes das Sensorkoordinatensystem mit  $(S, \sigma)$  mit  $\sigma = (\hat{u}, \hat{v})$ . Abbildung 2.4 zeigt die Koordinatensysteme schematisch im Überblick.

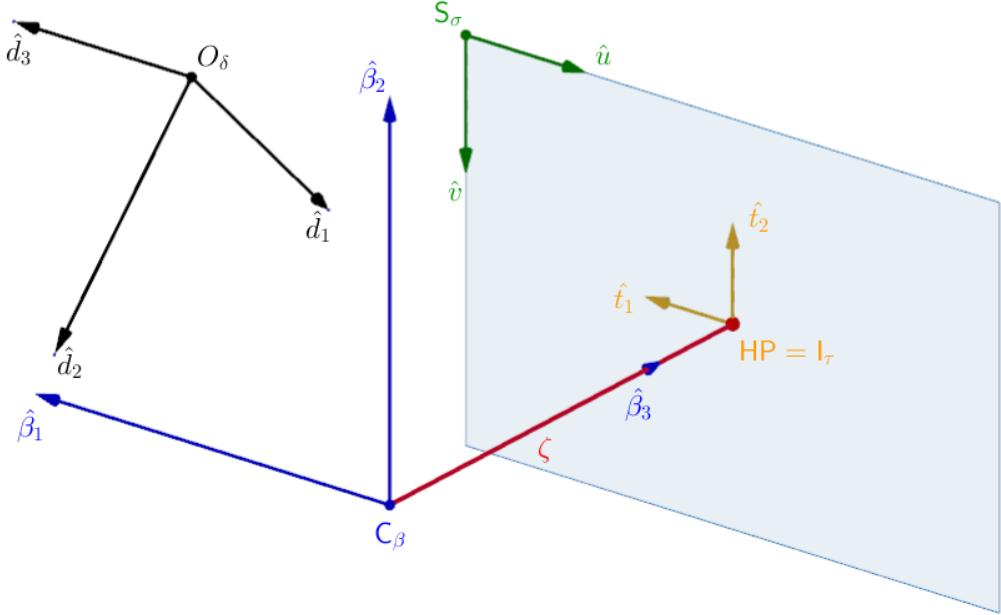


Abbildung 2.4: Das Schaubild zeigt die einzelnen Koordinatensysteme in einem Lochkameramodell. Das Weltkoordinatensystem  $(O, \delta)$  mit  $\delta = (\hat{d}_1, \hat{d}_2, \hat{d}_3)$ , das Kamerakoordinatensystem  $(C, \beta)$  mit  $\beta = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, \hat{b}_3)$ , das Bildeckenkoordinatensystem  $(I, \tau)$  mit  $\tau = (\hat{t}_1, \hat{t}_2)$  und das Sensorkoordinatensystem  $(S, \sigma)$  mit  $\sigma = (\hat{u}, \hat{v})$ .

Für die Projektion eines Punktes  $M_\delta = (M_{x\delta} M_{y\delta} M_{z\delta})^T$  bezüglich des Weltkoordinatensystems in einen Punkt  $m_\tau = (m_{x\tau} m_{y\tau} m_{z\tau})^T$  bezüglich des Bildeckenkoordinatensystems kann eine Projektionsmatrix  $P$  definiert werden.

Zuerst muss der Punkt im Weltkoordinatensystem in das Kamerakoordinatensystem transformiert werden. Für die Transformation der Weltkoordinaten in Kamerakoordinaten gilt Gleichung 2.13:

$$\vec{M}_\beta = T \begin{bmatrix} \vec{M}_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -C_{\beta,1} \\ 0 & 1 & 0 & -C_{\beta,2} \\ 0 & 0 & 1 & -C_{\beta,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_{x\delta} \\ M_{y\delta} \\ M_{z\delta} \\ 1 \end{bmatrix} = R[I - C] \begin{bmatrix} \vec{M}_\delta \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Nach der Transformation eines Punkts  $\vec{M}_\delta$  zu  $\vec{M}_\beta$  in das Kamerakoordinatensystem erfolgt die Kameraprojektion von  $\vec{M}_\beta$  auf  $m_\beta$  wie in Gleichung 2.1 beschrieben.

$$\begin{bmatrix} m_{x\beta} \\ m_{y\beta} \\ m_{z\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \zeta & 0 & 0 \\ 0 & \zeta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} M_{x\beta} \\ M_{y\beta} \\ M_{z\beta} \end{bmatrix} = K_0 \vec{M}_\beta \quad (2.15)$$

Die Projektion eines Punktes  $\vec{M}_\delta$  auf den Bildpunkt  $\vec{m}_\beta$  kann durch Gleichung 2.14 und 2.15 zusammengefasst werden.

$$\vec{m}_\beta = K_0 R [I - C] \begin{bmatrix} \vec{M}_\delta \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Um den Bildpunkt  $\vec{m}_\beta$  bezüglich eines zweidimensionalen Bildebeneenkoordinatensystems anzugeben, wird die Bildebene mit der Tiefkomponente  $m_{z\beta}$  normiert, sodass  $m_{z\beta}$  auf den zweidimensionalen Raum der Bildebene gemappt wird. Diese Projektion wird durch folgende Gleichung beschrieben

$$\vec{m}_\tau = \begin{bmatrix} m_{x\beta}/m_{z\beta} \\ m_{y\beta}/m_{z\beta} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

Zuletzt folgt die Transformation der Bildebeneenkoordinaten auf den Sensorchip. Der Sensorchip besteht aus einer Ansammlung von Sensorelementen. Diese Sensorelemente können verschiedene Formen annehmen. Die meisten Sensorchips bestehen aus rechtwinkligen, rechteckigen Sensorelementen. Aus diesem Grund wird ein rechtwinkliges Sensorelement mit einer Größe  $lx ly$  angenommen. Diese Sensorelementgröße  $lx ly$  definiert auch die Pixelgröße und bildet die Längenskalierung des Sensorkoordinatensystems. Neben der unterschiedlichen Skalierung wird der Ursprung des Sensorkoordinatensystems in der Regel an einer Ecke des Sensorchips definiert, sodass die Transformation von Bildebeneenkoordinaten in Sensorkoordinaten auch eine Translation  $(V_{x\sigma}, V_{y\sigma})$  aufweist[3, 8]. Für einen Punkt  $m_\sigma = (u, v, 1)$  auf dem Sensorkoordinatensystem lassen sich die folgenden Bedingungen herleiten

$$u = m_{\tau x} k_x - V_{x\sigma} \quad (2.18)$$

$$v = m_{\tau y} k_y - V_{y\sigma} \quad (2.19)$$

$$1 = 1 \quad (2.20)$$

$k_x = 1/lx$  und  $k_y = 1/ly$  ist die Pixeldichte in  $\frac{\text{pixel}}{m}$ . Es wird angemerkt, dass in der Bildebene und der Sensorebene die Punkte ausschließlich im zweidimensionalen Raum definiert sind. Aus den normierten Bildkoordinaten lässt sich somit folgende Sensormatrix bilden:

$$\vec{m}_\sigma = \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_x & 0 & V_{\sigma,x} \\ 0 & k_y & V_{\sigma,y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_{x\tau} \\ m_{y\tau} \\ 1 \end{bmatrix} = R_\sigma \vec{m}_\tau \quad (2.21)$$

Mit Hilfe der Transformationsmatrix  $R_\sigma$  kann ein Punkt von der Bildebene auf das Sensorelement projiziert werden.

Der hier skizzierte Lösungsweg beschreibt die Bildaufnahme eines Punktes im Lochkameramodel. Die hier eingeführte Projektionsmatrix  $P = K_0 R [I - C]$  gilt für die Abbildung eines Punktes auf den Bildpunkt. Der Bildpunkt wird normiert und in das Sensorkoordinatensystem umgerechnet. In der Literatur wird häufig die Transformation in das Sensorkoordinatensystem bereits in der Kameramatrix zusammengefasst. Damit bildet sich die erweiterte Kameramatrix  $K$

$$K = R_\sigma K_0 = \begin{bmatrix} k_x \zeta & 0 & V_{\sigma,x} \\ 0 & k_y \zeta & V_{\sigma,y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.22)$$

Mit dieser Kameramatrix wird eine neue Projektionsmatrix mit  $P = KR [I - C]$  gebildet, die einen Objektpunkt auf einen Bildpunkt im Sensorkoordinatensystem abbildet. Durch die Normierung dieses Punktes kann auf den direkten Sensorpunkt geschlossen werden. Ein weiterer Vorteil der erweiterten Kameramatrix  $K$  ist, dass sie die Pixeldichte  $k_x, k_y$  und die Brennweite  $\zeta$  beinhaltet. Diese Parameter

werden im Folgenden als intrinsische Kameraparameter bezeichnet. Die Koordinatentransformationsmatrix  $R$  wird im Gegensatz aus den sogenannten extrinsischen Kameraparameter, der Kameraposition und Orientierung, definiert. Sind sowohl die intrinsischen wie auch extrinsischen Kameraparameter vorbestimmt kann somit  $P$  bestimmt werden und mit dem hier beschriebenen Lösungsweg das Bild konstruiert werden.

# 3 Geometrische Beziehungen zwischen Punktekorrespondenzen

Das Ziel dieser Masterarbeit ist eine 3D Szene im dreidimensionalen Raum aus einer stereoskopischen Aufnahme zweier Kameras zu rekonstruieren. Bisher wurde die Bildaufnahme einer einzigen Kamera betrachtet. Jedoch kann eine Kamera allein nicht räumlich sehen. Um dreidimensionale Szenen aus Bildern zu rekonstruieren, müssen mindestens zwei Aufnahmen der gleichen Szene aus unterschiedlichen Blickwinkeln aufgenommen werden. Innerhalb dieser Aufnahmen müssen Punktekorrespondenzen gesucht werden. Korrespondierende Punkte zeichnen sich dadurch aus, dass sie die Abbildungen desselben Ursprungspunktes im Raum sind. Für diese Punkte muss eine gemeinsame Abbildungsvorschrift aufgestellt werden. Die Abbildungsvorschrift wird in einer  $3 \times 3$ -Matrix  $H$  ausgedrückt, welche die Transformationsmatrizen sowie die Kameramatrizen zusammenfasst. Die  $3 \times 3$ -Matrix, kann aus gegebenen Punktekorrespondenzen abgeleitet werden. Aus  $H$  können Rückschlüsse auf die Kamera-parameter der beiden Kameras gezogen werden.

Es seien  $m_\tau = (m_{x\tau}, m_{y\tau}, m_{z\tau})^T$  die homogenen Koordinaten eines Punktes auf der Bildebene  $(I, \tau)$  und  $m'_{\tau'} = (m'_{x\tau'}, m'_{y\tau'}, m'_{z\tau'})^T$  der dazu korrespondierende Punkt der Bildebene  $(I', \tau')$ , vergleiche hierzu Abbildung 3.1. Gesucht wird eine Abbildungsvorschrift welche als Matrix  $H$  ausgedrückt wird:

$$m'_{\tau'} = Hm_\tau \quad (3.1)$$

$$Hm_\tau = \begin{bmatrix} h_1^T \cdot m_{x\tau} \\ h_2^T \cdot m_{y\tau} \\ h_3^T \cdot m_{z\tau} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

$$\rightsquigarrow m'_{\tau'} = Hm_\tau = \begin{bmatrix} h_{11}m_{x\tau} + h_{12}m_{y\tau} + h_{13}m_{z\tau} \\ h_{21}m_{x\tau} + h_{22}m_{y\tau} + h_{23}m_{z\tau} \\ h_{31}m_{x\tau} + h_{32}m_{y\tau} + h_{33}m_{z\tau} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

$$\rightsquigarrow H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

In den folgenden Unterkapiteln werden zwei Herleitungen der Abbildungsvorschriften zwei unterschiedlicher Fälle gesucht. Im ersten Fall wird vorausgesetzt, dass die 3D-Punkte im Raum auf einer Ebene liegen und auf die Bildebenen von zwei zueinander verschobenen und rotierten Kameras abgebildet werden. Im zweiten Fall werden die Punkte eines komplexeren 3D-Objektes auf die beiden Bildebenen abgebildet. Im letzten Abschnitt wird die Herleitungen der entstehenden Matrizen beider Fälle anhand von Punktekorrespondenzen aufgezeigt.

## 3.1 Korrespondenzen planarer Punktmengen mit Homographien

Eine Abbildungsvorschrift kann in bestimmten Fällen eindeutig bestimmt werden. In diesen Fällen nennt man die Abbildung zwischen beiden zweidimensionalen Bildern Homographie[3, 5, 9]. In diesem Kapitel wird der beispielhafte Fall behandelt, dass Punkte auf der  $x, y$ -Ebene im Weltkoordinatensystem auf zwei unterschiedlichen Kameras  $C$  und  $C'$  abgebildet werden. Dies ist in Abbildung 3.1 dargestellt.

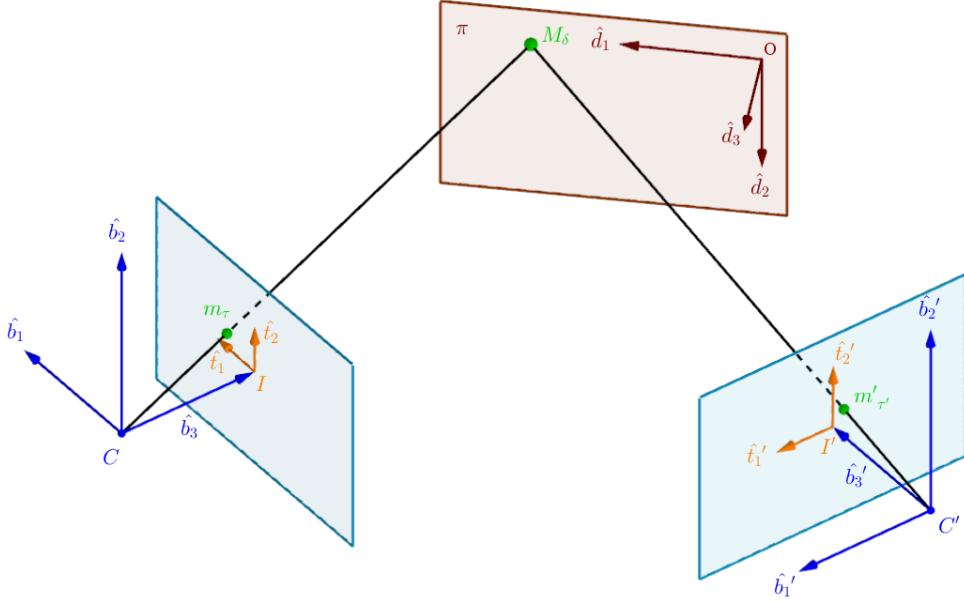


Abbildung 3.1: In der Abbildung sind die beiden Kameras  $C$  und  $C'$  mit ihren Bildebenen  $I$  und  $I'$  zu sehen. Ein Objektpunkt  $M_\delta$  bezüglich eines Weltkoordinatensystems  $(O, \delta)$  befindet sich auf der Ebene  $\pi$ , welche durch die Achsen  $\hat{d}_1$  und  $\hat{d}_2$  aufgespannt wird.  $M_\delta$  wird auf  $I$  und  $I'$  projiziert. Es entstehen die Bildpunkte  $m_\tau$  und  $m'_\tau$ .

Um die Abbildungsvorschrift herzuleiten wird bei Bildpunkt  $m_\tau = (m_{\tau,1}, m_{\tau,2}, m_{\tau,3})^T$  mit  $m_{\tau,3} = 1$  begonnen. Während in der Bildaufnahme ein Punkt  $m_\beta$  durch Division mit der  $m_{\beta,3}$ -Komponenten eindeutig zu  $m_\tau$  wird ist die Rückrichtung nicht eindeutig. Alle Punkte auf der Geraden von  $C$  und  $m_\tau$ , siehe Abbildung 3.2, werden auf denselben Bildpunkt projiziert. Die Projektion von  $m_\tau$  auf  $m_\beta$  ist demnach nicht eindeutig. Die Gerade mit allen möglichen Punkten  $m_\beta$  kann als  $\gamma m_\tau$  mit der freien Variablen  $\gamma > 0$  ausgedrückt werden.

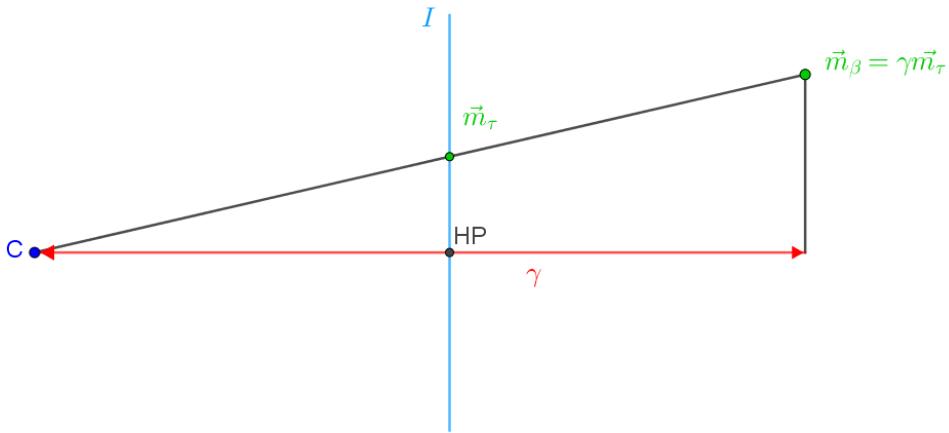


Abbildung 3.2: Auf der Geraden durch  $C$  und  $\vec{m}_\tau$ , befinden sich alle möglichen Punkte für  $m_\beta$ .  $m_\beta$  wird auf Grund seiner Unbestimmtheit als  $\gamma \vec{m}_\tau$  bezeichnet

Für zwei korrespondierende Bildpunkte  $m_\tau$  und  $m'_\tau$ , kann für alle möglichen Punkte  $m_\beta$  und  $m'_\beta$  die folgende Projektionsvorschrift hergeleitet werden [5].

$$\gamma \vec{m}_\tau = P \begin{bmatrix} \vec{M}_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = [KR| - KR\vec{C}_\delta] \cdot \begin{bmatrix} \vec{M}_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = KR(\vec{M}_\delta - \vec{C}_\delta) \quad (3.5)$$

$$\gamma' \vec{m}'_{\tau'} = P' \begin{bmatrix} \vec{M}'_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = [K'R'| - K'R'\vec{C}'_\delta] \cdot \begin{bmatrix} \vec{M}'_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = K'R'(\vec{M}'_\delta - \vec{C}'_\delta) \quad (3.6)$$

Mit einem Ursprungspunkt  $M_\delta = (x_\delta, y_\delta, 0)^T$  auf der  $x, y$ -Ebene im Weltkoordinatensystem und einer unbekannten Projektionsmatrix  $P$  mit

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{21} & p_{31} & p_{41} \\ p_{12} & p_{22} & p_{32} & p_{42} \\ p_{13} & p_{23} & p_{33} & p_{43} \end{bmatrix} = [p_1 \ p_2 \ p_3 \ p_4] \quad (3.7)$$

kann die folgende Gleichung aufgestellt werden [5]

$$\gamma \vec{m}_\tau = P \cdot \begin{bmatrix} M_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = [p_1 \ p_2 \ p_3 \ p_4] \cdot \begin{bmatrix} x_\delta \\ y_\delta \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = [p_1 \ p_2 \ p_4] \cdot \begin{bmatrix} x_\delta \\ y_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = G \vec{m}_\delta \quad (3.8)$$

$$\gamma' \vec{m}'_{\tau'} = P \cdot \begin{bmatrix} M_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = [p'_1 \ p'_2 \ p'_3 \ p'_4] \cdot \begin{bmatrix} x_\delta \\ y_\delta \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = [p'_1 \ p'_2 \ p'_4] \cdot \begin{bmatrix} x_\delta \\ y_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = G' \vec{m}_\delta. \quad (3.9)$$

Aus  $\gamma \vec{m}_\tau = G \cdot \vec{m}_\delta$  und  $\gamma' \vec{m}'_{\tau'} = G' \cdot \vec{m}_\delta$  kann dann Folgendes abgeleitet werden[5].

$$\gamma' \vec{m}'_{\tau'} = G' G^{-1} \gamma \vec{m}_\tau \quad (3.10)$$

Mit  $\lambda = \frac{\gamma'}{\gamma}$ , kann Gleichung 3.10 dann wieder umformuliert und in die Bedienungsgleichung der Homographie mit  $H = G' G^{-1}$  umgeformt werden:

$$\lambda \vec{m}'_{\tau'} = H \vec{m}_\tau \quad (3.11)$$

Die entstandene Homographie  $H$  ist somit eine Abbildungsvorschrift welche zwei korrespondierende Punkte in Verbindung setzt. Diese Homographiebedingung stellt ein Gleichungssystem mit neun unbekannten, welche in Kapitel 3.3 gelöst wird[3].

### 3.2 Korrespondenzanalyse für beliebige Punkte im Raum (Epipolare Geometrie)

Für Bilder von komplexeren, dreidimensionalen Objekten, bei denen die Punkte auf verschiedenen Ebenen liegen können, kann keine Homographiebedingung hergestellt werden um die Kameraparameter zu bestimmen. Jedoch kann auf geometrische Bedingungen zurückgegriffen werden, um die Abbildungsvorschrift zwischen den Bildern auszunutzen und die Kameraparameter beider Kameras zu bestimmen. Ein Ursprungspunkt  $M_\delta$  wird wieder mit zwei Kameras  $C$  und  $C'$  aufgenommen. In Abbildung 3.3 ist das stereoskopische System dargestellt.

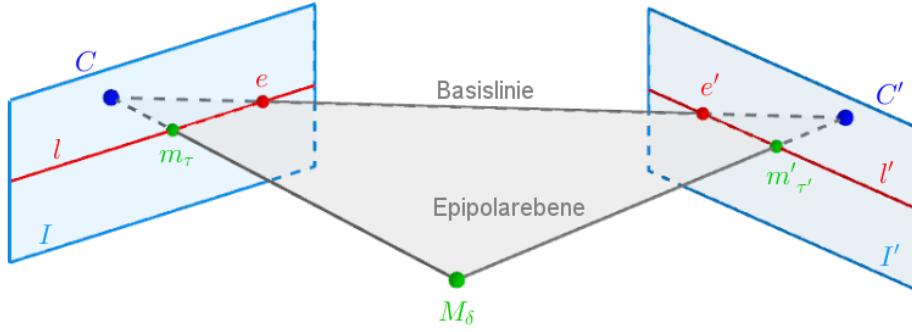


Abbildung 3.3:  $C$  und  $C'$  sind die Projektionszentren zweier Kameras. Beide Kameras besitzen jeweils eine Bildebene. Die Basislinie verbindet die Projektionszentren der Kameras. Die Punkte an welchen die Basislinie die Bildebene schneidet werden als Epipole  $e$  und  $e'$  bezeichnet. Durch einen Epipol verlaufen alle Epipolarlinien des Bildes.  $M_\delta$  ist der Objektpunkt im 3D-Raum und  $m_\tau$  und  $m'_{\tau'}$  sind die jeweiligen Abbildungen dieses Punktes auf den Bildebene. Die Verbindungsvektoren zwischen  $C, C'$  und  $M_\delta$  bilden die sogenannte Epipolarebene[10, 11, 3, 1].

Es werden hier einige geometrische Definitionen eingeführt um die danach folgende mathematische Herleitung genauer zu verstehen. Die Vektoren  $\overline{CM} = (\vec{M}_\delta - \vec{C}_\delta)$ ,  $\overline{C'M} = (\vec{M}_\delta - \vec{C}'_\delta)$  und  $\overline{CC'} = (\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta)$  definieren die Epipolarebene, die durch das schwarze Dreieck in Abbildung 3.3 gekennzeichnet ist. Die Schnittpunkte der Geraden zwischen  $C$  und  $C'$  mit der jeweiligen Bildebene  $I$  und  $I'$  werden als Epipole  $e$  und  $e'$  bezeichnet. Die Schnittgerade der Epipolarebene mit  $I$  und  $I'$  bilden die sogenannten Epipolarlinien  $l$  und  $l'$ [3, 12, 13, 11].

Ein Bildpunkt  $m_i$  auf der Bildebene  $I$  wird zuerst auf die Gerade, die durch  $m_i$  und  $C$  geht abgebildet. Die Gerade stellt alle möglichen Ursprungspunkte zu  $m_i$  dar. Dies ist durch die drei möglichen Punkte  $M_1, M_2, M_3$  in Abbildung 3.4 dargestellt. Jeder dieser Punkte wird nun wiederum auf  $I'$  projiziert. Die so entstandenen Punkte liegen alle auf der Epipolarlinie  $l'$ [3].

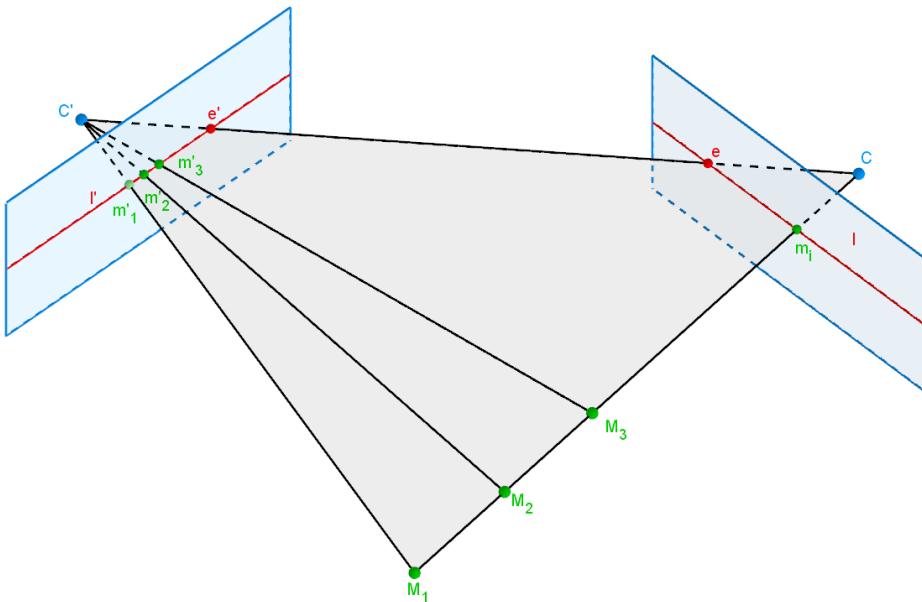


Abbildung 3.4: Die Objektpunkte  $M_1, M_2$  und  $M_3$  werden in  $I'$  als  $m'_1, m'_2$  und  $m'_3$  abgebildet, während sie in  $I$  immer den selben Bildpunkt  $m_1$  ergeben.

Die hier gezeigte Abbildung von  $m_i$  auf  $l'$  wird nun genauer betrachtet. Es werden wieder die Gleichungen für  $m_\tau$  und  $m'_{\tau'}$ , wie in Gleichung 3.6, aufgestellt

$$\gamma \vec{m}_\tau = P \begin{bmatrix} \vec{M}_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = [KR| - KR\vec{C}_\delta] \cdot \begin{bmatrix} \vec{M}_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = KR(\vec{M}_\delta - \vec{C}_\delta) \quad (3.12)$$

$$\gamma' \vec{m}'_{\tau'} = P' \begin{bmatrix} \vec{M}'_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = [K'R'| - K'R'\vec{C}'_\delta] \cdot \begin{bmatrix} \vec{M}'_\delta \\ 1 \end{bmatrix} = K'R'(\vec{M}'_\delta - \vec{C}'_\delta) \quad (3.13)$$

Die Gleichungen 3.12 und 3.13 werden nach  $(\vec{M} - \vec{C}_\delta)$  und  $(\vec{M}'_\delta - \vec{C}'_\delta)$  aufgelöst.

$$\gamma R^T K^{-1} \vec{m}_\tau = (\vec{M} - \vec{C}_\delta) \quad (3.14)$$

$$\gamma' R'^T K'^{-1} \vec{m}'_{\tau'} = (\vec{M}'_\delta - \vec{C}'_\delta) \quad (3.15)$$

Wie in Abbildung 3.3 gezeigt bilden die Vektoren  $(\vec{M}_\delta - \vec{C}_\delta)$ ,  $(\vec{M}'_\delta - \vec{C}'_\delta)$  und  $(\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta)$  ein Dreieck. Für dieses Dreieck kann die folgende Gleichung aufgestellt werden.

$$(\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta) = (\vec{M}_\delta - \vec{C}_\delta) - (\vec{M}'_\delta - \vec{C}'_\delta) \quad (3.16)$$

$(\vec{M} - \vec{C}_\delta)$  und  $(\vec{M}'_\delta - \vec{C}'_\delta)$  können durch die Ausdrücke in den Gleichungen 3.14 und 3.15 ersetzt werden um folgende Gleichung zu erhalten

$$(\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta) = \gamma' R^T K^{-1} \vec{m}_\tau - \gamma R'^T K'^{-1} \vec{m}'_{\tau'}. \quad (3.17)$$

Durch Vektoridentitäten können  $\gamma$  und  $\gamma'$  eliminiert und folgende Bedingung aus Gleichung 3.17 hergeleitet werden [14]:

$$\vec{m}'_{\tau'}^T K'^{-T} T R' [\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta]_x R^T K^{-1} \vec{m}_\tau = \vec{m}'_{\tau'} F \vec{m}_\tau = 0 \quad (3.18)$$

mit

$$[\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta]_x = \begin{bmatrix} 0 & -(C'_{z\delta} - C_{z\delta}) & C'_{y\delta} - C_{y\delta} \\ C'_{z\delta} - C_{z\delta} & 0 & -(C'_{x\delta} - C_{x\delta}) \\ -(C'_{y\delta} - C_{y\delta}) & C'_{x\delta} - C_{x\delta} & 0 \end{bmatrix}. \quad (3.19)$$

In Gleichung 3.18 wurde die Bedingungsgleichung für die sogenannte Fundamentalmatrix  $F$  definiert [10]. Sind die Kameraparameter und dadurch die Kameramatrix  $K$  bekannt, so wird die essentielle Matrix  $E$  mit  $E = R' [\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta]_x R^T$  definiert. Gleichung 3.18 kann zu einer Bedingung für  $E$  umgeformt werden.

$$\vec{m}'_{\tau'}^T K'^{-T} E K^{-1} \vec{m}_\tau = 0 \quad (3.20)$$

Die Gleichungen 3.18 und 3.20 definieren den sogenannten *Epipolar-Constraint* [3, 10] und können verwendet werden um die Fundamentalmatrix oder die essentielle Matrix aus bekannten Korrespondierenden Punkten zu bestimmen. Für die essentielle Matrix müssen zuvor noch die Koordinaten in der Form

$$\vec{m}'_{\tau'} = \vec{m}'_{\tau'}^T K'^{-T} \quad (3.21)$$

$$\vec{m}_\tau = K^{-1} \vec{m}_\tau \quad (3.22)$$

zu normierten Bildebenenkoordinaten umgerechnet werden[3, 15]. Der verwendete Algorithmus zur Bestimmung von  $F$  wird in Kapitel 3.3 näher beschrieben.

Wenn die Fundamentalmatrix bekannt ist können auch die Epipole  $e$  und  $e'$  und die Epipolarlinien  $l$  und  $l'$  aus Eigenschaften der Fundamentalmatrix bestimmt werden [3, 11, 16, 1, 15]. Um die Epipole  $e$  zu erhalten, wird der rechte Kern von  $F$  bestimmt und für  $e'$  muss der linke Kern von  $F$  bestimmt werden[3, 11, 16, 1, 15]. Es gilt also

$$Fe = 0 \quad (3.23)$$

$$F^T e' = 0 \quad (3.24)$$

Um die zu  $m$  oder  $m'$  korrespondierende Epipolarlinie  $l'$  oder  $l$  zu bestimmten kann die folgende Transformation verwendet werden[3, 11, 16, 1, 15]

$$l' = Fm \quad (3.25)$$

$$l = F^T m' \quad (3.26)$$

Die Matrizen  $F$  und  $E$  sind mit diesen Eigenschaften wichtige Instrumente für die Bestimmung der extrinsischen und intrinsischen Kameraparameter und ihre Eigenschaften werden in den folgenden Kapiteln ausgenutzt um effiziente Rekonstruktionalgorithmen für die Szene zu implementieren.

### 3.3 Bestimmung von Homographie und Fundamentalmatrix aus Punktekorrespondenzen

Im Folgenden wird gezeigt, wie beispielsweise eine Homographie, Fundamentalmatrix und dementsprechend auch eine essentielle Matrix aus Punktekorrespondenzen gewonnen werden können. Für essentielle Matrizen gilt das selbe Verfahren wie für die Fundamentalmatrizen, nur sind hier die Punkte in der Form wie in Gleichung 3.22 gezeigt dargestellt. Die Herleitung selbst wird am Beispiel der Fundamentalmatrix aufgezeigt.

Es wird davon ausgegangen, dass die Transformationsmatrizen  $R$  und  $R'$  sowie die Kameramatrizen  $K$  und  $K'$  nicht bekannt sind. Des Weiteren wird vorausgesetzt, dass zuvor mindestens acht korrespondierende Punkte aus den jeweiligen Bildpaaren detektiert wurden. Im Realfall, werden hierfür bestimmte Detektionsalgorithmen verwendet, wie beispielsweise der SURF-Algorithmus[17], welche markante Bildpunkte in beiden Bildern suchen.

Um eine Homographiematrix mit

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

zu erhalten werden die Punkte beider Kameras in eine Koeffizientenmatrix  $A$  eingetragen, welche sich nach dem folgenden Schema aufstellen lässt[3, 5]. Ausgehend von der Abbildungsvorschrift aus Gleichung 3.11 gilt:

$$Hm_\tau = \lambda m'_{\tau'} \quad (3.28)$$

$$\begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} m_\tau \\ m_{x\tau} \\ m_{y\tau} \\ m_{z\tau} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda m'_{\tau'} \\ \lambda m'_{x\tau'} \\ \lambda m'_{y\tau'} \\ \lambda m'_{z\tau'} \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

$$\begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} m_{x\tau} \\ m_{y\tau} \\ m_{z\tau} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda m'_{x\tau'} \\ \lambda m'_{y\tau'} \\ \lambda m'_{z\tau'} \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

Aus Gleichung 3.30 lässt sich das folgende Gleichungssystem aufstellen.

$$h_{11}m_{x\tau} + h_{12}m_{y\tau} + h_{13}m_{z\tau} = \lambda m'_{x\tau'} \quad (3.31)$$

$$h_{21}m_{x\tau} + h_{22}m_{y\tau} + h_{23}m_{z\tau} = \lambda m'_{y\tau'} \quad (3.32)$$

$$h_{31}m_{x\tau} + h_{32}m_{y\tau} + h_{33}m_{z\tau} = \lambda m'_{z\tau'} \quad (3.33)$$

Da mit zweidimensionalen homogenen Bildkoordinaten gearbeitet wird und somit  $m_{z\tau}$  und  $m'_{z\tau'} = 1$  ist, ergibt sich für die letzte Zeile  $h_{31}m_{x\tau} + h_{32}m_{y\tau} + h_{33}m_{z\tau} = \lambda$ . Setzt man diesen Ausdruck anstelle von  $\lambda$  in die anderen beiden Gleichungen ein, so ergeben sich:

$$h_{11}m_{x\tau} + h_{12}m_{y\tau} + h_{13}m_{z\tau} = (h_{31}m_{x\tau} + h_{32}m_{y\tau} + h_{33}m_{z\tau}) \cdot m'_{x\tau'} \quad (3.34)$$

$$h_{21}m_{x\tau} + h_{22}m_{y\tau} + h_{23}m_{z\tau} = (h_{31}m_{x\tau} + h_{32}m_{y\tau} + h_{33}m_{z\tau}) \cdot m'_{y\tau'} \quad (3.35)$$

Für den Aufbau von  $A$  werden beide Ausdrücke nach Null aufgelöst, sodass sich pro korrespondierendem Punktpaar zwei Gleichungen nach 3.36 und 3.37 ergeben.

$$h_{11}m_{x\tau} + h_{12}m_{y\tau} + h_{13}m_{z\tau} - (h_{31}m_{x\tau} + h_{32}m_{y\tau} + h_{33}m_{z\tau}) \cdot m'_{x\tau'} = 0$$

$$h_{21}m_{x\tau} + h_{22}m_{y\tau} + h_{23}m_{z\tau} - (h_{31}m_{x\tau} + h_{32}m_{y\tau} + h_{33}m_{z\tau}) \cdot m'_{y\tau'} = 0$$

$$\rightsquigarrow h_{11}m_{x\tau} + h_{12}m_{y\tau} + h_{13}m_{z\tau} - h_{31}m_{x\tau} \cdot m'_{x\tau'} - h_{32}m_{y\tau} \cdot m'_{x\tau'} - h_{33}m_{z\tau} \cdot m'_{x\tau'} = 0 \quad (3.36)$$

$$\rightsquigarrow h_{21}m_{x\tau} + h_{22}m_{y\tau} + h_{23}m_{z\tau} - h_{31}m_{x\tau} \cdot m'_{y\tau'} - h_{32}m_{y\tau} \cdot m'_{y\tau'} - h_{33}m_{z\tau} \cdot m'_{y\tau'} = 0 \quad (3.37)$$

Die entstandenen Gleichungen werden dann nach folgendem Schema in die Koeffizientenmatrix  $A$  eingetragen.[5, 3, 18, 6]

$$A \cdot x = 0 \quad (3.38)$$

$$\begin{pmatrix} m_{x\tau} & m_{y\tau} & 1 & 0 & 0 & 0 & m_{x\tau}m'_{x\tau'} & m_{y\tau}m'_{x\tau'} & 1 \cdot m'_{x\tau'} \\ 0 & 0 & 0 & m_{x\tau} & m_{y\tau} & 1 & m_{x\tau}m'_{y\tau'} & m_{y\tau}m'_{y\tau'} & 1 \cdot m'_{y\tau'} \\ & & & & & & \cdot & \cdot & \cdot \\ & & & & & & \cdot & \cdot & \cdot \\ m_{i,x\tau} & m_{i,y\tau} & 1 & 0 & 0 & 0 & m_{i,x\tau}m'_{i,x\tau'} & m_{i,y\tau}m'_{i,x\tau'} & 1 \cdot m'_{i,x\tau'} \\ 0 & 0 & 0 & m_{i,x\tau} & m_{i,y\tau} & 1 & m_{i,x\tau}m'_{i,y\tau'} & m_{i,y\tau}m'_{i,y\tau'} & 1 \cdot m'_{i,y\tau'} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_i \end{pmatrix} = 0 \quad (3.39)$$

Gesucht wird ein Vektor  $\vec{x}$ , für den gilt, dass  $A \cdot x = 0$ . Besitzt Matrix  $A$  einen Rang von 8, so entspricht der gesuchte Vektor  $\vec{x}$  dem Kern der Koeffizientenmatrix und ist ein Spaltenvektor mit insgesamt neun Einträgen, welche in die 3x3-Homographiematrix eingetragen werden können[3, 18].

Das Verfahren mit welchem sowohl  $F$  als auch  $E$  geschätzt werden können ähnelt in seinem Aufbau dem der Bestimmung der Homographiematrix. Das Verfahren wird hier allgemein als der 8-Punkte-Algorithmus bezeichnet[3, 4, 12]. Der 8-Punkte-Algorithmus ist eine lineare Technik, welche angewandt wird, um die Fundamentalmatrix aus  $n \geq 8$  Punkten schätzen zu können. Der Algorithmus benötigt  $n \geq 8$  Punkte, um ein valides Ergebnis zu liefern [3, 12, 4]. Das Ergebnis und jedes seiner Vielfachen ist eine mögliche Lösung für  $F$ . Der Algorithmus wird am Beispiel für die Bestimmung von  $F$  veranschaulicht. Zunächst wird eine Koeffizientenmatrix  $A$  aus Punktkorrespondenzen gebildet. Hierzu wird sich auf die für  $F$  hergeleitete Gleichung 3.18 bezogen.

$$\begin{aligned}
& m'_{\tau'}^T \cdot F \cdot m_\tau = 0 \\
F &= \begin{bmatrix} f_{11} & f_{122} & f_{13} \\ f_{21} & f_{22} & f_{23} \\ f_{31} & f_{32} & f_{33} \end{bmatrix} \\
\begin{bmatrix} m'_{x\tau'} & m'_{y\tau'} & 1 \end{bmatrix} \cdot & \begin{bmatrix} f_{11} & f_{122} & f_{13} \\ f_{21} & f_{22} & f_{23} \\ f_{31} & f_{32} & f_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} m_{x\tau} \\ m_{y\tau} \\ 1 \end{bmatrix} = 0 \\
& f_{11}m_{x\tau}m'_{x\tau'} + f_{12}m_{y\tau}m'_{x\tau'} + f_{13}m'_{x\tau'} + f_{21}m_{x\tau}m'_{y\tau'} \\
& + f_{22}m_{y\tau}m_{y\tau'} + f_{23}m'_{y\tau'} + f_{31}m_{x\tau} + f_{32}m_{y\tau} + f_{33} = 0 \tag{3.40} \\
& (m_{x\tau}m'_{x\tau'}, m_{y\tau}m'_{x\tau'}, m'_{x\tau'}, m_{x\tau}m'_{y\tau'}, m_{y\tau}m'_{x\tau'}, m'_{x\tau'}, m_{x\tau}, m_{y\tau}, 1) \cdot f = 0 \\
& \begin{bmatrix} m_{x\tau}m'_{x\tau'} & m_{y\tau}m'_{x\tau'} & m'_{x\tau'} & m_{x\tau}m'_{y\tau'} & m_{y\tau}m'_{y\tau'} & m'_{y\tau'} & m_{x\tau} & m_{y\tau} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ m_{i,x\tau}m'_{i,x\tau'} & m_{i,y\tau}m'_{i,x\tau'} & m'_{i,x\tau'} & m_{i,x\tau}m'_{i,y\tau'} & m_{i,y\tau}m'_{i,y\tau'} & m'_{i,y\tau'} & m_{i,x\tau} & m_{i,y\tau} & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} f_{11} \\ f_{12} \\ f_{13} \\ f_{21} \\ f_{22} \\ f_{23} \\ f_{31} \\ f_{32} \\ f_{33} \end{pmatrix} = 0 \\
& A \cdot f = 0
\end{aligned}$$

Gesucht wird nun ein Vektor  $\vec{f}$ , für den gilt, dass  $A \cdot f = 0$ . Besitzt Matrix  $A$  einen Rang von 8, so entspricht der gesuchte Vektor  $\vec{x}$  auch hier dem Kern von  $A$  und ist ein Spaltenvektor mit insgesamt neun Einträgen, welche in die 3x3-Fundamentalmatrix eingetragen werden können[3, 1].

Bei der Homographie, wie auch bei der Fundamentalmatrix, kann es zu überbestimmten Systemen kommen. Ein System gilt als überbestimmt, wenn es durch mehr Gleichungen als Unbekannte beschrieben wird[18, 19]. Für die Koeffizientenmatrix für  $F$  und  $H$  hätte das zur Folge, dass sie in ihrem Rang steigt. Die Bestimmung des Kerns würde in beiden Fällen kein eindeutiges Ergebnis mehr liefern[3, 18].

Für die Lösung überbestimmter Systeme wird durch ein *Least-Square*-Verfahren, mit Hilfe der Singulärwertszerlegung einer Matrix  $A$ , eine Lösung für einen Vektor  $\vec{x}$  gesucht, so dass  $\|A \cdot x\|$  minimal wird [3, 19, 18]. Die Singulärwertzerlegung von  $A$  ist eine Faktorisierung der Matrix  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  der Form  $A = U \cdot \Sigma \cdot V^T$  mit orthogonalen Matrizen  $U \in \mathbb{R}^{m \times n}$  und  $V \in \mathbb{R}^{m \times n}$  sowie mit einer Diagonalmatrix  $\Sigma$ .

$$S = \begin{pmatrix} s_1 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \ddots & & \vdots \\ 0 & \dots & & s_r & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & & \ddots & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \ddots & & \vdots \\ 0 & \dots & & 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} \quad (3.41)$$

Die Diagonalmatrix  $\Sigma$  beinhaltet die Singulärwerte der Matrix. Dabei soll für die diagonalen Singulärwerte in  $\Sigma$  mit  $s_1$  bis  $s_r$  gelten, dass  $s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_r \geq 0$ [19]. Die Spalte der Matrix  $V^T$ , welche mit dem kleinsten Singulärwert von  $\Sigma$  korrespondiert, ergibt den Vektor  $\vec{x}$ , für den  $\| A \cdot x \|$  minimal wird.

## 4 Synthetische Rekonstruktion

Anhand der erarbeiteten mathematischen Grundlagen ist ein Algorithmus für die Rekonstruktion einer Szene aus einer Stereobildaufnahme entstanden. Der Algorithmus wurde mit dem Ziel der Kamerakalibrierung und der Szenenrekonstruktion aus Bildquellen unterschiedlicher Auflösungen entwickelt, da Stereokalibrierungsverfahren einiger Computer Vision Applikationen keine unterschiedlichen Auflösungen von Kameras berücksichtigen. Der entwickelte Algorithmus ist in der Lage aus einem Stereobildpaar extrinsische Kameraparameter zu bestimmen und anhand dessen die 3D-Szene zu rekonstruieren, jedoch unter der Voraussetzung, dass die intrinsischen Kameraparameter beider Kameras bekannt sind.

Im Folgenden wird der Algorithmus anhand eines virtuellen Beispiels erklärt. Dabei werden die einzelnen Schritte des Aufbaus der virtuellen Szene, der Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter und der Rekonstruktion der virtuellen 3D-Szene beschrieben. Abbildung 4.1 fasst den Arbeitsprozess des Szenenrekonstruktionsalgorithmus für das virtuelle Beispiel zusammen.

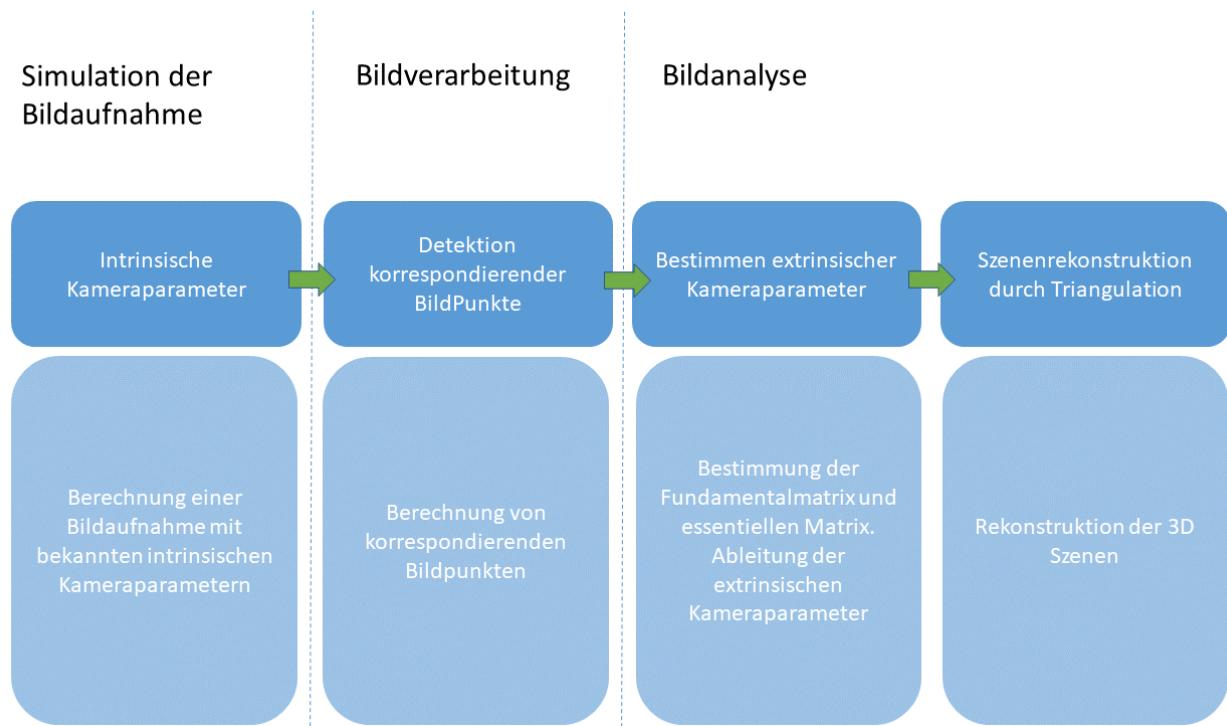


Abbildung 4.1: Ablaufdiagramm für das synthetische Beispiel

## 4.1 Simulierte Bildaufnahme einer virtuellen Szene

Als 3D-Objekt wurde ein Quader, in ein Weltkoordinatensystem  $(O, \delta)$  mit  $\delta = (\hat{d}_1, \hat{d}_2, \hat{d}_3)$  positioniert. Es werden zwei Kameras  $(C, \beta)$  mit  $\beta = (\hat{b}_1, \hat{b}_2, \hat{b}_3)$  und  $(C', \beta')$  mit  $\beta' = (\hat{b}'_1, \hat{b}'_2, \hat{b}'_3)$  in  $(O, \delta)$  platziert. Das Weltkoordinatensystem  $(O, \delta)$  und das Kamerakoordinatensystem  $(C, \beta)$  sind deckungsgleich.  $C'$  ist relativ zu  $C$  verschoben und rotiert. Die zwei Bildebene  $(I, \tau)$  mit  $\tau = (\hat{t}_1, \hat{t}_2, \hat{t}_3)$  und  $(I', \tau')$  mit  $\tau' = (\hat{t}'_1, \hat{t}'_2, \hat{t}'_3)$  sind vor  $C$  und  $C'$  positioniert. Die Sensorkoordinatensysteme  $(S, \sigma)$  und  $(S', \sigma')$  wurden gleich den Bildebenekoordinatensystemen  $(I, \tau)$  und  $(I', \tau')$  gesetzt. Es wird von zwei identischen Kameras ausgegangen und somit werden für den hier diskutierten Fall ausschließlich mit dem vereinfachten Kameramatrizen  $K_0$  gerechnet. Der schematische Aufbau der Szenen ist in den Abbildungen 4.2, 4.3 und 4.4 dargestellt.

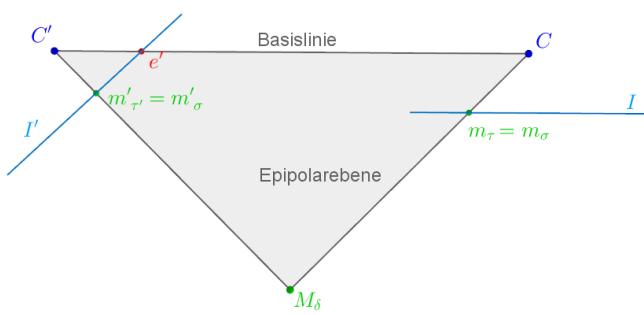


Abbildung 4.2: In der Abbildung ist der vereinfachte Stereoaufbau in einer Top-Down-Ansicht zu sehen

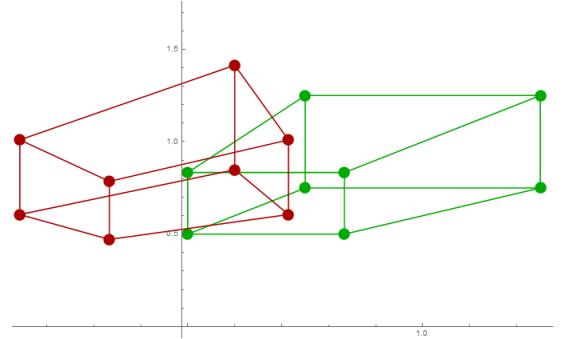


Abbildung 4.3: Simulierte Abbildung des Quaders auf die Kamera  $C$  in Grün und auf  $C'$  in Rot

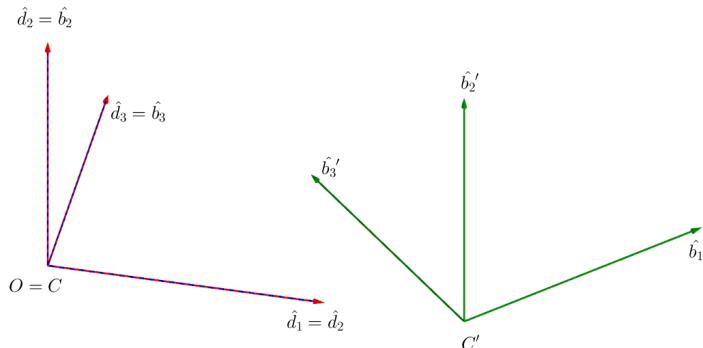


Abbildung 4.4: Abbildung der verschiedenen Kamerakoordinatensysteme, das Weltkoordinatensystem  $O$  ist zum Kamerakoordinatensystem  $C$  deckungsgleich und  $C'$  verschoben und rotiert.

Um die Eckpunkte des Quaders auf die Bildebene von  $C$  und  $C'$  abbilden zu können, werden zunächst die Projektionsmatrizen  $P$  und  $P'$  aufgestellt.  $C$  ist deckungsgleich mit dem Weltkoordinatensystem  $(O, \delta)$ . Es gilt also

$$R = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

$$C = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

$$T = R[I] - C \quad (4.3)$$

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & C_1 \\ 0 & 1 & 0 & C_2 \\ 0 & 0 & 1 & C_3 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$C'$  dagegen ist gegenüber  $C$  verschoben und rotiert. Als Beispiel wird eine Rotation um die  $\hat{b}_2'$  Achse für  $C'$  bestimmt. Somit gilt für  $P'$ :

$$R' = \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & 0 & \sin(\alpha) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\alpha) & 0 & \cos(\alpha) \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

$$\vec{C}' = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -C'_1 \\ 0 & 1 & 0 & -C'_2 \\ 0 & 0 & 1 & -C'_3 \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

$$T' = R'[I] - C' \quad (4.7)$$

$$T' = \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & 0 & -\sin(\alpha) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\alpha) & 0 & \cos(\alpha) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -C'_1 \\ 0 & 1 & 0 & -C'_2 \\ 0 & 0 & 1 & -C'_3 \end{pmatrix} \quad (4.8)$$

$$T' = \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & 0 & -\sin(\alpha) & -C'_1 \cos(\alpha) + C'_3 \sin(\alpha) \\ 0 & 1 & 0 & -C'_2 \\ \sin(\alpha) & 0 & \cos(\alpha) & -C'_1 \sin(\alpha) - C'_3 \cos(\alpha) \end{pmatrix} \quad (4.9)$$

Der Quader hat insgesamt acht Punkte, welche auf die Bildebene der Kameras projiziert werden. Neben den Punkten des Quaders wird noch ein weiterer Punkt außerhalb des Quaders platziert und ebenfalls auf die Bildebene projiziert. Mit insgesamt neun Punkten bei der Bestimmung der Fundamentalmatrix, wird die Wahrscheinlichkeit ein unterbestimmtes System aus der Koeffizientenmatrix  $A$  zu bekommen minimiert. Ist  $A$  unterbestimmt so besitzt sie Rang 7 und  $F$  kann nicht eindeutig durch einen Sieben-Punkte-Algorithmus bestimmt werden [3, 20]. In dem hier berechneten Beispiel werden deswegen neun Punkte benutzt um sicherzugehen, dass  $A$  Rang 8 besitzt und somit eindeutig bestimmt werden kann. Zur Bestimmung von  $F$ , wird der in Kapitel 3 aufgeführte Acht-Punkte Algorithmus angewandt.

Um die neun Punkte auf die Bildebene  $(I, \tau)$  und  $(I', \tau')$  zu projizieren, müssen neben den Transformationsmatrizen  $R$  und  $R'$  noch die Kameramatrizen  $K_0$  und  $K'_0$  festgelegt werden.

$$K_0 = \begin{bmatrix} \zeta_C & 0 & 0 \\ 0 & \zeta_C & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

$$K'_0 = \begin{bmatrix} \zeta_{C'} & 0 & 0 \\ 0 & \zeta_{C'} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

Da zunächst von gleichen Kameraauflösungen ausgegangen wird, gilt  $\zeta = \zeta'$ . Sind  $R, R', K_0$  und  $K'_0$  bekannt, können die Projektionsmatrizen gebildet und anschließend die Punkte auf die Bildebene projiziert werden. Die entstandenen Bilder sind in Abbildung 4.3 zu sehen.

$$P = K_0 \cdot R \quad (4.12)$$

$$P = \begin{bmatrix} \zeta_C & 0 & 0 \\ 0 & \zeta_C & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

$$P' = K'_0 \cdot R' \quad (4.14)$$

$$P' = \begin{bmatrix} \zeta_{C'} \cos(\alpha) & 0 & \zeta_{C'} \sin(\alpha) & -\zeta_{C'}(v'_1 \cos(\alpha) + v'_3 \sin(\alpha)) \\ 0 & 1 & 0 & \zeta_{C'} - v'_2 \\ \zeta_{C'} \sin(\alpha) & 0 & \zeta_{C'} \cos(\alpha) & -\zeta_{C'}(v'_1 \sin(\alpha) + v'_3 \cos(\alpha)) \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

## 4.2 Bildanalyse

Der Szenenrekonstruktionsalgorithmus für das synthetische Beispiel ist in drei Abschnitte unterteilt. Zuerst wird aus den Punktekorrespondenzen die Fundamentalmatrix und die essentielle Matrix geschätzt. Mit Hilfe der essentiellen Matrix werden die extrinsischen Kameraparameter bestimmt, um so im letzten Schritt die Szenenpunkte durch Rückprojektion der Bildpunkte mit Hilfe der Kameraparameter rekonstruiert.

### 4.2.1 Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter

Zur Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter werden in dem hier berechneten Beispiel neun korrespondierende Punkte bestimmt. Mittels des *Epipolar-Constraint* aus Gleichung 3.18 wird der Acht-Punkt-Algorithmus wie in Kapitel 3.3 beschrieben angewandt, um die Fundamentalmatrix zu bestimmen.

$$0 = \vec{m}'_\tau^T K'^{-T} R' [\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta]_\times R^T K^{-1} \vec{m}_\tau \quad (4.16)$$

$$= \vec{m}'_\tau F \vec{m}_\tau \quad (4.17)$$

Wie in Kapitel 3.2 hergeleitet, bildet sich die essentielle Matrix aus:

$$\vec{m}'_\tau^T K'^{-T} R' [\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta]_\times R^T K^{-1} \vec{m}_\tau = 0 \quad (4.18)$$

$$\rightsquigarrow E = R' [\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta]_\times R^T \quad (4.19)$$

Um also  $E$  aus  $F$  zu bestimmen, gilt:

$$E = K'^T F K \quad (4.20)$$

$$E = K'^T (K'^{-T} R' [\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta]_\times R^T K^{-1}) K \quad (4.21)$$

$$E = R' [\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta]_\times R^T \quad (4.22)$$

Es wird davon ausgegangen, dass für  $T = [R] - RC$  von  $C$  gilt, dass  $T = [I] - 0$  ist. Die aus  $E$  zu ermittelnde Matrix  $T'$  beschreibt dann die Transformation von  $C'$  relativ zu  $C[3, 4]$ . Somit kann  $E$  umformuliert werden zu:

$$E = R' [\vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta]_\times R^T \quad (4.23)$$

$$E = R' [\vec{C}'_\delta - 0]_\times I^T \quad (4.24)$$

$$E = R' [\vec{C}'_\delta]_\times \quad (4.25)$$

Um  $R'$  und  $[\vec{C}'_\delta]_\times$  zu bestimmen wird zunächst die essentielle Matrix  $E$ , mit Hilfe der Singulärwertszerlegung, in drei Matrizen zerlegt.

$$E = U\Sigma V^T \quad (4.26)$$

Die Singulärwerte  $\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3)$  der Matrix  $\Sigma$  müssen die Bedingung erfüllen, dass  $\Sigma = \text{diag}(1, 1, 0)[3, 4]$ . Wenn diese Bedingung nicht erfüllt ist, so wird sie erzwungen. Dazu wird Matrix  $\Sigma$  aus der Singulärwertszerlegung aus  $E$  modifiziert[3, 4].

$$E' = U\text{diag}(1, 1, 0)V^T \quad (4.27)$$

$[\vec{C}'_\delta]_\times$  ist schiefsymmetrisch und kann in  $UZU^T$  zerlegt werden, wobei  $U$  eine orthogonale Matrix ist und  $Z$  eine block-diagonale Matrix[3].  $R'$  wird in  $UWV^T$  und  $UW^TV^T$  zerlegt, wobei  $W$  eine schiefsymmetrische Matrix ist[4, 3, 15].

$$W = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad Z = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (4.28)$$

Somit lassen sich die folgenden Lösungsmöglichkeiten für  $[\vec{C}'_\delta]_\times$  und  $R_1$  und  $R_2$  aufstellen[3, 4].

$$[\vec{C}'_\delta]_\times = \pm UZU^T \quad (4.29)$$

$$R'_1 = UW^TV^T \quad R'_2 = UWV^T \quad (4.30)$$

$[\vec{C}'_\delta]_\times$  ist eine schiefsymmetrische Matrix, welche die Information für den noch gesuchten Translationsanteil  $v = -R'C'$  beinhaltet. Ohne zusätzliche Informationen kann  $v$  nur bis zu einer Skaleninvarianz genau bestimmt werden[3, 4, 15]. Durch die Modifizierung der Singulärwerte von  $E$  gilt für  $\|v\| = 1[3, 4]$ . Das bedeutet, dass es sich bei dem Translationsvektor  $v$  lediglich um den normierten Richtungsvektor zwischen  $C$  und  $C'$  handelt[21]. Um  $v$  aus  $[\vec{C}'_\delta]_\times$  zu extrahieren, wird der Kern von  $[\vec{C}'_\delta]_\times$  bestimmt

$$[\vec{C}'_\delta]_\times \cdot v = v \times v = 0 \quad (4.31)$$

Die Skaleninvarianz bewirkt, dass es bei der Rekonstruktion die Größe der Objekte von ihrer Originalgröße abweichen, da es sich bei  $v$  nur um den normierten Richtungsvektor der Ursprünglichen Strecke handelt. Die Abbildungen ??, ?? und 4.8 zeigen die Auswirkungen von Skaleninvarianz auf die später rekonstruierte Szene.

Letztendlich können für die Rekonstruktion der extrinsischen Kameraparameter vier mögliche Lösungen für  $T$  in Form von  $T = R[I] - C$ , wie in Gleichung 2.13 in Kapitel 2 definiert, gefunden werden[3, 4, 15].  $\lambda v$  heißt dabei, dass sowohl  $v$  also auch alle Vielfache von  $v$  Lösungen sein können, was durch die Skaleninvarianz der Resultate bedingt ist[3, 4, 15].

$$T' = [UWV^T] + \lambda v \quad \text{oder} \quad [UW^TV^T] + \lambda v \quad (4.32)$$

$$\text{oder} \quad [UWV^T] - \lambda v \quad \text{oder} \quad [UW^TV^T] - \lambda v \quad (4.33)$$

Die Abbildungen 4.5 und 4.6 stellen schematisch die vier verschiedenen Transformationsmöglichkeiten von  $T'$  dar. Die richtige Lösung  $T$  ist diejenige, bei der das Abbild der Objekte vor den Kameras liegt.

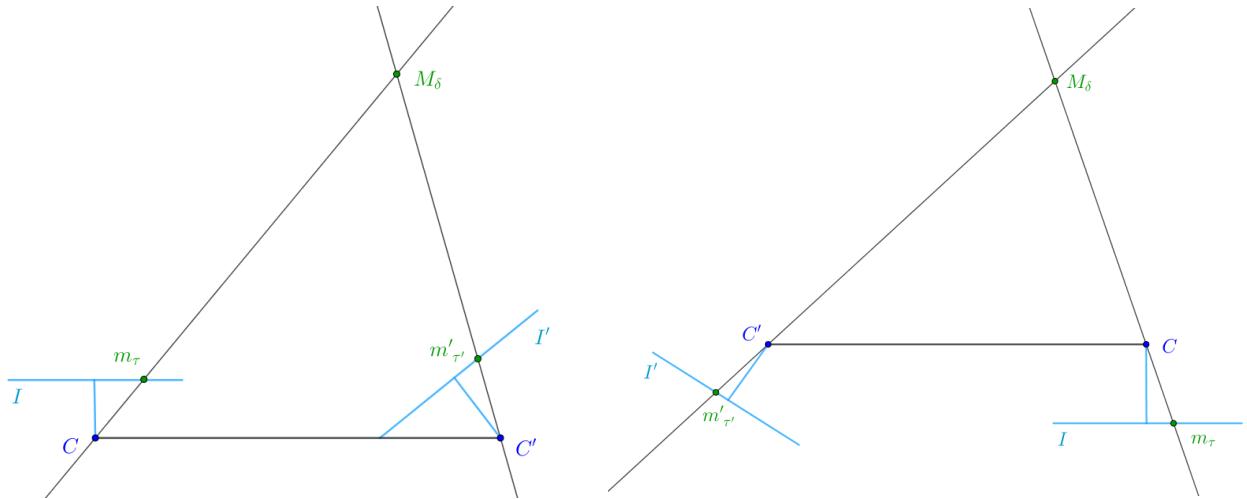


Abbildung 4.5: In den ersten beiden Abbildungen kommt es zu einer Umkehrung der Baseline.

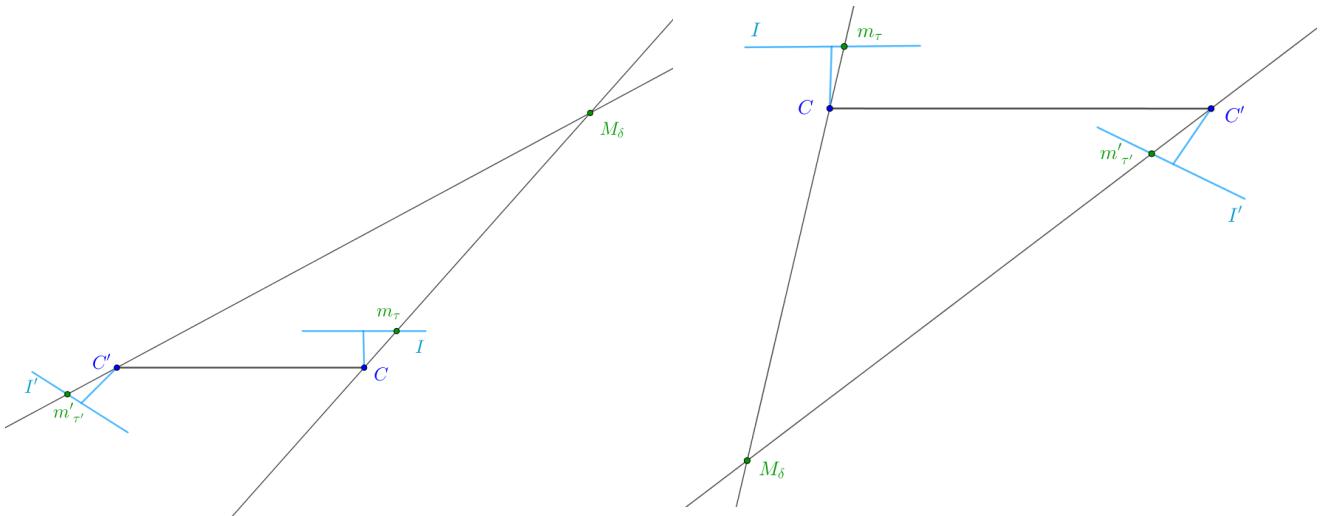


Abbildung 4.6: In den beiden Abbildungen wird  $C'$  und  $180^\circ$  gedreht

#### 4.2.2 Szenenrekonstruktion durch Triangulation

Als Triangulierung wird in der Computer Vision die Bestimmung eines 3D-Objektpunktes aus korrespondierenden Bildpunkten bezeichnet. Als Voraussetzung für die Rekonstruktion müssen die jeweiligen korrespondierenden Bildpunkte und die Kameraparameter der einzelnen Kameras bekannt sein. Die Triangulierung funktioniert wie eine umgekehrte Projektion der Bildpunkte auf der Bildebene in einen Objektpunktes im Raum. Zwei Geraden, welche jeweils durch die Projektionszentren und den zu rekonstruierenden Bildpunkten gehen, treffen sich im Raum. Der Schnittpunkt beider Geraden bildet den zu den Bildpunkten gehörenden Ursprungspunkt, wie in Abbildung 4.7 schematisch dargestellt ist.

Im synthetischen Beispiel wird mit reinen Daten gearbeitet. Das heißt, die Bildpunkte wurden mathematisch von ihrem Ursprungspunkt im Raum berechnet und sind somit frei von Verfälschungen durch äußere Einflüsse. Ein zum Bildpunkt  $m_\tau$  korrespondierender Bildpunkt  $m'_{\tau'}$  liegt genau auf der zu  $m_\tau$  korrespondierenden Epipolarlinien  $l'$ . Somit ist garantiert, dass sich die Bildpunkte  $m_\tau$  und  $m'_{\tau'}$  bei einer Rückprojektion in einem Punkt  $M_{0,\delta}$  im Raum treffen. Durch die zuvor erwähnte Skaleninvarianz der extrinsischen Kameraparameter handelt es sich bei  $M_{0,\delta}$  jedoch noch nicht um den eigentlichen Ursprungspunkt  $M_\delta$ .

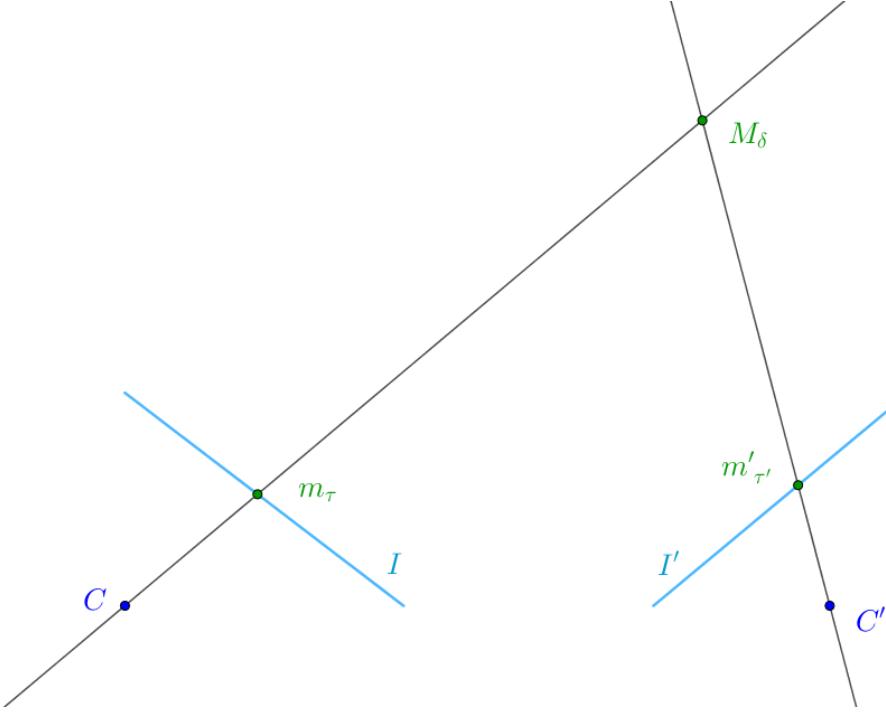


Abbildung 4.7: Optimale Triangulierung: Beide Geraden Treffen sich in einem Punkt im 3D-Raum

Vor der Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter wurde festgesetzt, dass  $T = [I] - 0$  die Translationsmatrix von  $C$  ist. Somit gilt für die Projektionsmatrix von  $C$ , dass  $P = K_0 T = K_0[I] - 0$  ist. Die Projektionsmatrix  $P'$  für  $C'$  setzt sich aus einer der Lösungen von  $T'$  und der Kameramatrix  $K'_0$  zusammen, sodass  $P' = K'_0 T' = K[R'] - RC$ .

Um eine Gerade von den Projektionszentren  $C$  und  $C'$  durch die jeweiligen Bildpunkte bilden zu können, müssen die Positionen von  $C$  und  $C'$  bekannt sein. Da die Koordinatensysteme  $(C, \beta)$  und  $(O, \delta)$  deckungsgleich sind, und  $P = K_0[I] - 0$  ist, gilt  $C = (0, 0, 0)^T$ . Um  $C'$  aus  $T' = R'[R'] - R'C'$  zu bestimmen wird der Translationsvektor  $-R'C'$  aus  $T'$  mit dem transponierten Rotationsmatrix  $R'^T$  aus  $T'$  multipliziert.

$$C' = R'^T \cdot -R'C' \quad (4.34)$$

Die zweidimensionalen Bildpunkte werden mit den bekannten Brennweiten  $\zeta$  und  $\zeta'$  aus  $K_0$  und  $K'_0$  zu einer dreidimensionalen Koordinate erweitert.

$$\begin{pmatrix} m_{\tau x} \\ m_{\tau y} \\ \zeta \end{pmatrix} \rightsquigarrow \begin{pmatrix} m_{\tau x} \\ m_{\tau y} \\ \zeta \end{pmatrix} \quad (4.35)$$

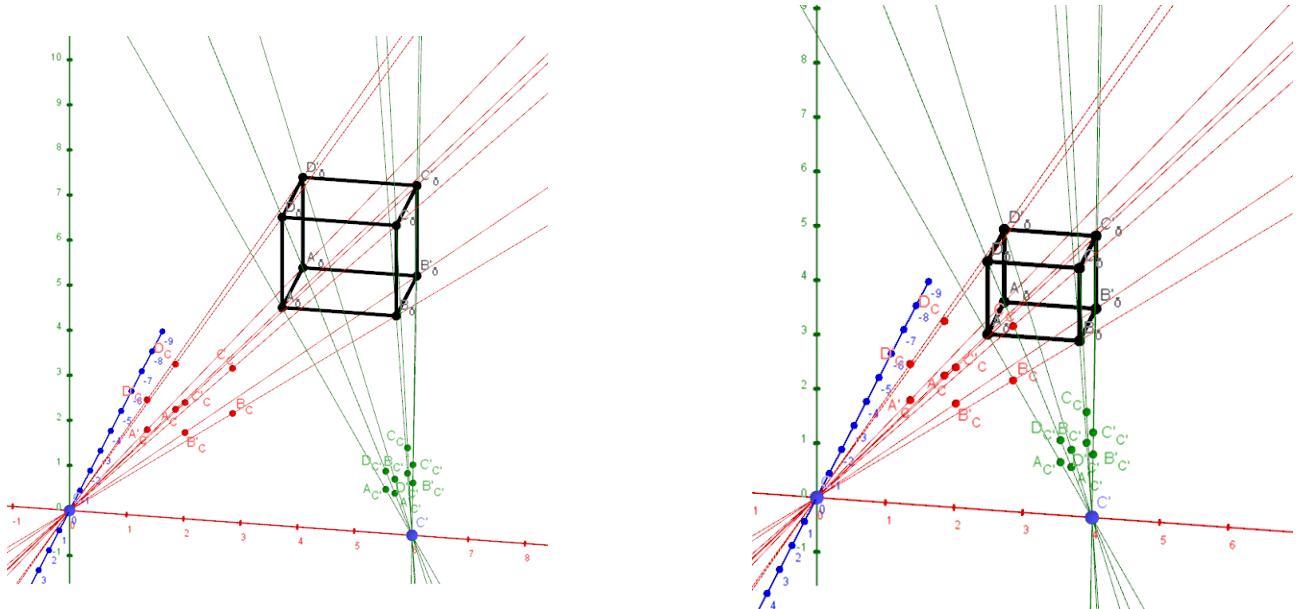
$$\begin{pmatrix} m'_{\tau' x} \\ m'_{\tau' y} \\ \zeta' \end{pmatrix} \rightsquigarrow \begin{pmatrix} m'_{\tau' x} \\ m'_{\tau' y} \\ \zeta' \end{pmatrix} \quad (4.36)$$

Danach werden für die Rückprojektion zwei Geradengleichungen aufgestellt. Eine Gerade geht durch  $C$  und  $\begin{pmatrix} m_{\tau x} \\ m_{\tau y} \\ \zeta \end{pmatrix}$  die zweite Gerade geht durch die Punkte  $C'$  und  $\begin{pmatrix} m'_{\tau' x} \\ m'_{\tau' y} \\ \zeta' \end{pmatrix}$ . Anschließend wird aus den zwei Geraden der Schnittpunkt  $M_{\delta,0}$  im Raum bestimmt.  $C$  und  $C'$  sind aus Sicht des Weltkoordinatensystems  $(O, \delta)$  definiert.  $m'_{\tau'}$  wird in Koordinaten bezüglich des Kamerakoordinatensystem  $(C, \beta)$  transformiert mit  $m'_{\beta} = [R[I] - C']^{-1} \cdot m'_{\tau'}$ .

$$g := \vec{C} + t \cdot \begin{pmatrix} m_{\beta x} \\ m_{\beta y} \\ \zeta \end{pmatrix} \quad (4.37)$$

$$g' := \vec{C}' + t \cdot \begin{pmatrix} m'_{\beta x} \\ m'_{\beta y} \\ \zeta' \end{pmatrix} \quad (4.38)$$

Bei den zuvor ermittelten extrinsischen Kameraparametern ist der Translationsvektor skaleninvariant. Dies führt dazu, dass der rekonstruierte Objektpunkt  $M_{\delta,0}$  nach der Szenenrekonstruktion noch nicht dem Ursprünglichen  $M_\delta$  entsprechen muss. Dementsprechend wird als letzter Schritt die rekonstruierte Szenen anhand einer bekannten Referenzgröße skaliert. Als Referenzgröße kann beispielsweise ein zuvor abgemessener Abstand zwischen zwei Punkten in der Szene dienen. Im synthetischen Aufbau sind beispielsweise die Abstände zwischen den Originalbildpunkten bekannt. Die Abbildung 4.8 zeigt die Szene des Quaders mit unterschiedlichen Skalierungen. Die Abbildungen ?? und ?? zeigen die rekonstruierte Szene des synthetischen Beispiels. Die Abbildungen ?? und ?? zeigen die auf Ursprungsgröße skalierte rekonstruierte Szene des Quaders.



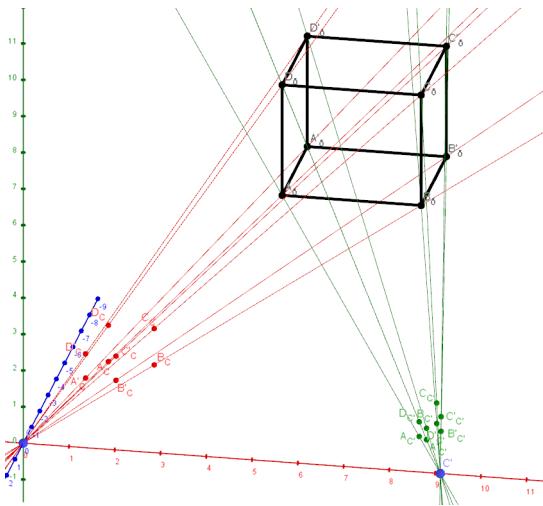


Abbildung 4.8: Veranschaulichung der Skaleninvarianz und dessen Auswirkung auf die geometrische Form und Größe der Objekte

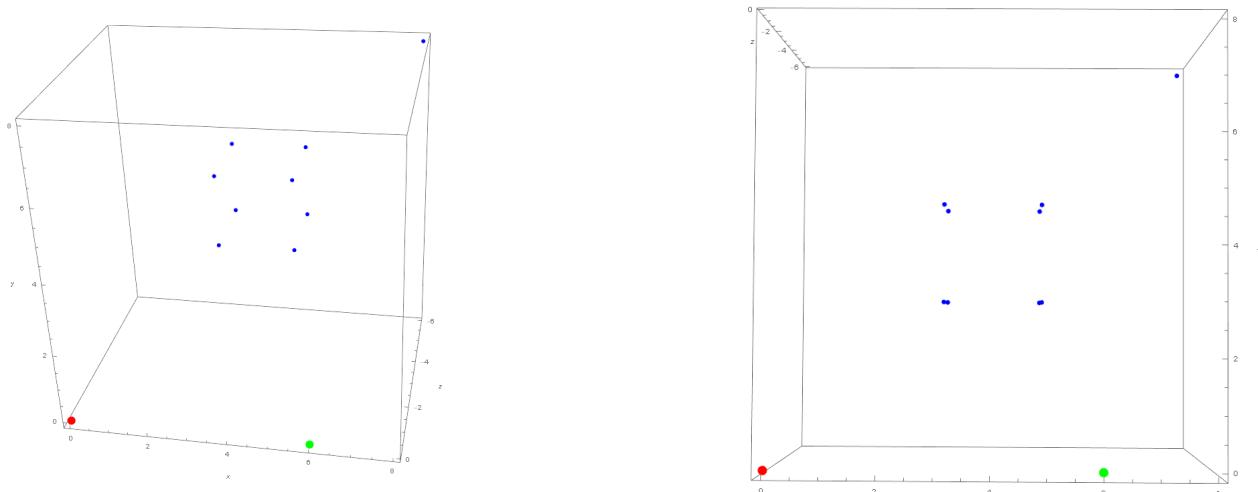


Abbildung 4.9: Der rote Punkt stellt die Postion von  $C$  dar, der grüne steht für die Position von  $C'$  relativ zu  $C$ . Die blauen Punkte stellen den rekonstruierten Quader und den extern platzierten neunten Punkt da. Die Abbildungen entstand aus dem in *Mathematica*[22] implementierten Algorithmus.

## 4.3 Auswirkungen von unterschiedlichen Kameraauflösungen

Der entstandene Szenenrekonstruktionsalgorithmus wurde anhand von Kameras gleicher Auflösung implementiert und bereits validiert. Im folgenden soll nun getestet werden, ob der entwickelte Algorithmus auch im Stande ist für Kameras unterschiedlicher Auflösung eine Szene richtig zu Rekonstruieren. Zunächst wird beschrieben, welche Modifizierungen auf einem Sensor bei Veränderung der Auflösung stattfinden. Anschließend wird analysiert, wie sich die Auflösungsänderung auf das in Kapitel 2 beschriebene Kameramodell ändert und welche Einflüsse sie auf die in Kapitel 3 hergeleiteten Epipolaren Bedingungen und somit auf die Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter und der folgenden Szenenrekonstruktion hat. Zum Schluss werden die Ergebnisse der synthetischen Rekonstruktion mit unterschiedlichen Kameraauflösungen präsentiert und validiert.

## 4.4 Geometrie eines Sensors

Die Geometrie eines Sensors kann als eine  $M \times N$ -Matrix, bestehend aus  $M \times N$  Sensorelementen dargestellt werden[8]. Die Auflösung eines Sensors hängt von den horizontalen und vertikalen Abständen der Sensorelemente ab. Abbildung 4.10 zeigt den schematischen Aufbau eines Sensors (CMOS).

Ein Sensor hat eine maximale Auflösung. Die maximale Anzahl der Sensorelemente auf einem Sensor beschränkt die maximale Auflösung. Verschiedene Kameras können aus diesem Grund verschiedenen Auflösungen besitzen. Die Anzahl und Größe der einzelnen Sensorelemente variiert mit den Größen der Sensorchips. Je größer ein Sensor ist und je mehr Sensorelemente er besitzt, desto besser ist die Bildqualität[8]. Bei maximaler Auflösung definiert genau ein Sensorelement einen Pixel. Ein Pixel wiederum entspricht einem Bildpunkt[8]. Auch ist es möglich die Auflösung eines Sensors digital zu verändern. Wird eine Auflösung kleiner der maximalen Auflösung eingestellt, desto geringer wird die Anzahl der Pixel. Der Prozess, welcher hier stattfindet, gehört zu den Nachbarschaftsoperationen. Benachbarte Pixel werden hier zu einem neuen Pixel definiert[8]. Ein neuer Pixel wird aus den benachbarten Pixeln berechnet.

Eine Veränderung der Auflösung kann auch eine Änderung der Seitenverhältnisse mit einschließen. Ändert sich das Seitenverhältnis so wird der Bereich der lichtempfindlichen Fläche auf dem Sensor beschränkt[8]. Dies führt dazu, dass sich die Bildausschnitte ändern. Abbildung 4.11 stellt schematisch dar, wie sich die lichtempfindlichen Bereiche auf dem Sensor bei unterschiedlichen Auflösungen ändert. Eine Veränderung der Auflösung kann auch eine Änderung der Seitenverhältnisse mit einschließen. Ändert sich das Seitenverhältnis so wird der Bereich der lichtempfindlichen Fläche auf dem Sensor beschränkt[8]. Dies führt dazu, dass sich die Bildausschnitte ändern. Abbildung 4.11 stellt schematisch dar, wie sich die lichtempfindlichen Bereiche auf dem Sensor bei unterschiedlichen Auflösungen ändert.

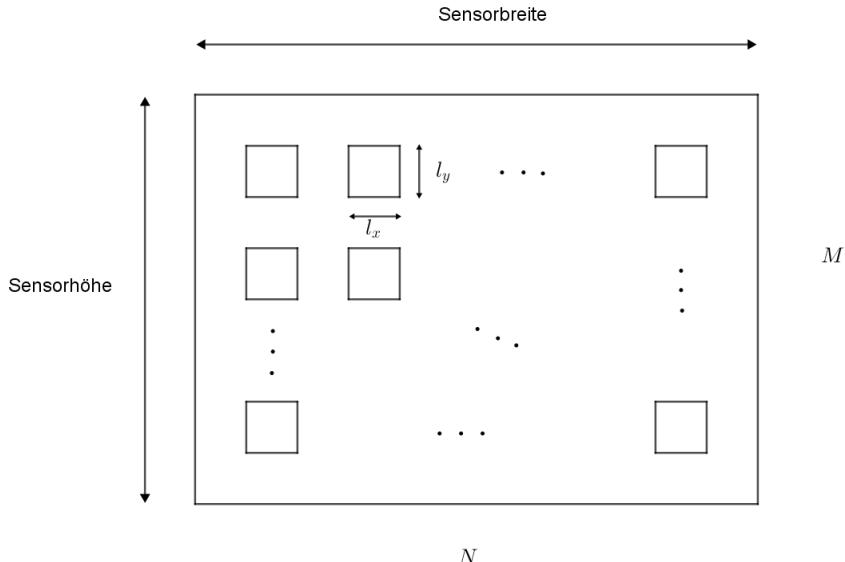


Abbildung 4.10: Rechteckiger Bildsensor mit darauf sich befindenden quadratischen Sensorelementen. Vergleiche [8]

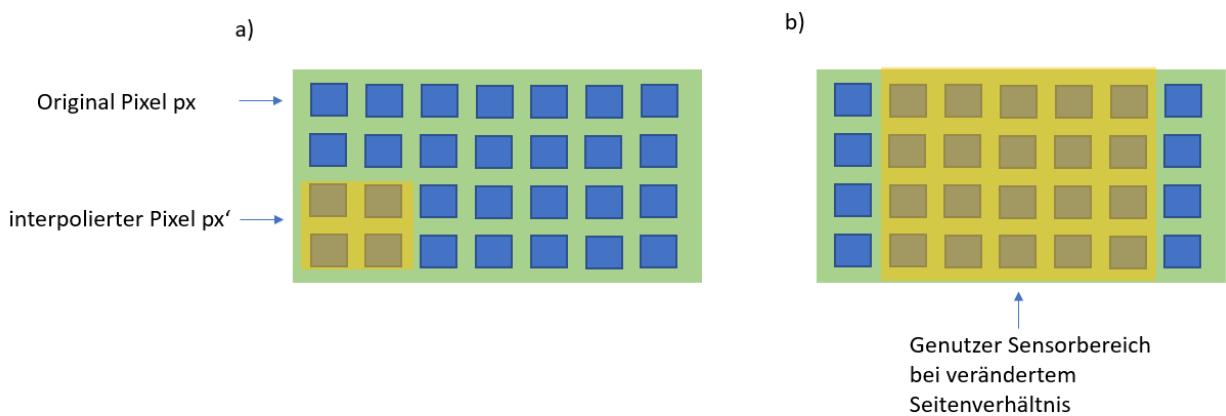


Abbildung 4.11: Bild a) zeigt die den Zusammenschluss mehrerer benachbarter Pixel zu einem neuen Pixel. Bild b) zeigt in gelb markiert, den aktiven lichtempfindlichen Bereich des Sensors, wenn sich das Seitenverhältnis geändert wird und nicht mehr der komplette Sensor genutzt wird.

## 4.5 Auswirkungen auf die Szenenrekonstruktion

Im folgenden wird zunächst analysiert, welche Änderungen sich im Lochkameramodell bei veränderter Auflösung ergeben und was für Auswirkungen diese auf die in Kapitel 3 aufgestellten Epipolaren Bedingungen hat.

Im Lochkameramodell hat eine Änderung der Kameraauflösung lediglich eine Auswirkung auf die Skalierung der Sensorkoordinatenachsen. Mit der Auflösung, ändern sich die Anzahl und die Größe der Pixel. Die Längeneinheiten des Sensorkoordinatensystems orientieren sich, wie in Kapitel 2 beschrieben, an genau diesen Längenskalierung der Pixelkanten  $l_x$  und  $l_y$ . Folglich kommt es zu einer Skalierung des Sensorkoordinatensystems. Alle anderen Koordinatensysteme bleiben unverändert. Durch Nachbarschaftsoperationen werden aus mehreren benachbarten Pixel ein neuer, jedoch bleibt der Ort des Pixel der gleiche[23]. Die Abbildungen 4.12 und 4.13 zeigen, dass sich zwar die Projektion von

Bildebenenkoordinatensystem auf das Sensorkoordinatensystem für den Punkt  $m_\sigma$  ändert,

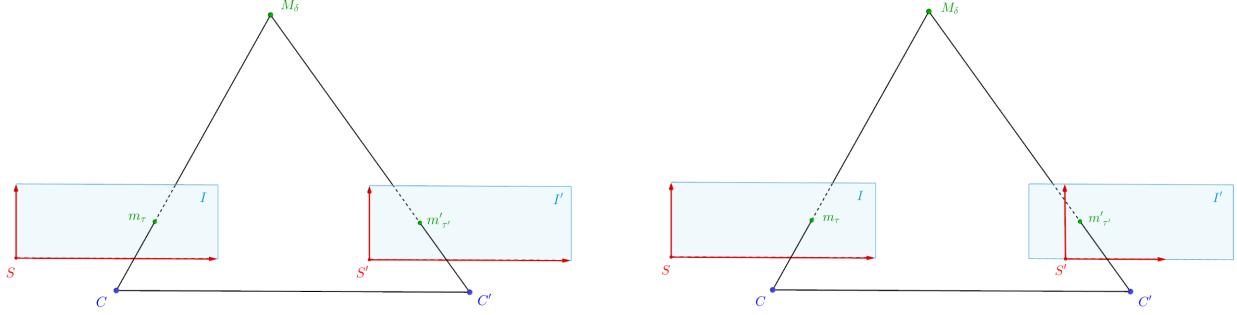


Abbildung 4.12:  $C$  und  $C'$  haben die selbe Auflösung eingestellt

Abbildung 4.13:  $C$  und  $C'$  haben unterschiedliche Auflösungen eingestellt

Eine Skalierung der Sensorkoordinaten bedeutet, dass sich die Brennweite in Pixeleinheiten gegeben ändert, jedoch ändert sich nicht die effektive Brennweite in Millimeter. Anhand des Aufbau der Kameramatrix aus Kapitel 2 kann das nochmal verdeutlicht werden.

$$K = \begin{bmatrix} k_x \zeta & 0 & V_{\sigma,x} \\ 0 & k_y \zeta & V_{\sigma,y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.39)$$

Wie bereits bekannt wird kommt es bei der Transformation von Bildebenenkoordinaten  $m_\tau$  auf Sensorkoordinaten  $m_\sigma$  zu einer Skalierung der Bildebenenkoordinaten in Millimeter auf Sensorkoordinaten in Pixel.  $\zeta_x$  und  $\zeta_y$  stehen für die Brennweite. Durch die Multiplikation mit  $k_x$  und  $k_y$  wird die Brennweite auf Pixeleinheiten skaliert. Die ursprüngliche Brennweite beträgt  $\zeta_x = \zeta_y = 1$ . Kommt jetzt eine Skalierung von  $k_x = k_y = 2$  dazu.

$$K_0 = \begin{bmatrix} \zeta & 0 & V_{\tau,x} \\ 0 & \zeta & V_{\tau,y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & V_{\tau,x} \\ 0 & 1 & V_{\tau,y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.40)$$

$$K = \begin{bmatrix} k_x \zeta & 0 & k_x V_{\tau,x} \\ 0 & k_y \zeta & k_y V_{\tau,y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \cdot 1 & 0 & 2 \cdot V_{\tau,x} \\ 0 & 2 \cdot 1 & 2 \cdot V_{\tau,y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & V_{\sigma,x} \\ 0 & 2 & V_{\sigma,y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.41)$$

Die Veränderung der Kameraauflösung hat in diesem Beispiel zur Folge, dass es so wirkt, als wäre die Brennweite verdoppelt worden. Das würde bedeuten, dass sich die Kamera von der Bildebene entfernt hätte, jedoch verändert weder Kamera noch Bildebene ihre Position. Dennoch vergrößert oder verkleinert sich durch die Skalierung der Pixel effektiv die Bildgröße.

Um zu überprüfen, ob die Änderung der Kameraauflösung auch eine Änderung der Epipolaren Bedingungen mit sich führt, werden wieder die Gleichungen der Epipolaren Bedingungen in Kapitel 3 genauer betrachtet.

Die Fundamentalmatrix beinhaltet, sowohl die intrinsischen als auch die extrinsischen Parameter, um von  $F$  auf  $E$  zu kommen, müssen die intrinsischen Kameraparameter bekannt sein. Mit bekannten  $K$  und  $K'$  gilt, dass:

$$F = K'^{-T} R' \left[ \vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta \right]_x R^T K^{-1} \quad (4.42)$$

$$E = K'^T F K \quad (4.43)$$

$$E = K'^T (K'^{-T} R' \left[ \vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta \right]_x R^T K^{-1}) K \quad (4.44)$$

$$\rightsquigarrow E = R' \left[ \vec{C}'_\delta - \vec{C}_\delta \right]_x R^T \quad (4.45)$$

Da bei der Bestimmung von  $E$  aus  $F$  die intrinsischen Kameraparameter eliminiert werden, haben unterschiedliche Auflösungen keine Auswirkung auf die essentielle Matrix. Folglich sollte das Ergebnis bei der Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter unverändert sein. Um die Aufgestellte Theorie zu überprüfen, wurde im synthetischen Beispiel die Kameramatrix  $K'$  von  $C'$  modifiziert. Für  $C$  wurde  $\zeta_x = \zeta_y = 1$  definiert, so das für Kameramatrix  $K$  gilt:

$$K = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.46)$$

Für die Kameramatrix  $K'$  von  $C'$  galt ursprünglich, dass  $K = K'$ . Die Auflösung von  $C'$  wird geändert indem die Skalierungsfaktoren  $k_x$  und  $k_y$  mit  $\zeta'_x$  und  $\zeta'_y$  multipliziert werden.

Für das Beispiel wurden drei verschiedenen Auflösungen getestet.  $K'_1$  mit  $\zeta'_x \cdot 2$  und  $\zeta'_y \cdot 2$ ,  $K'_2$  mit  $\zeta'_x \cdot 3.2$  und  $\zeta'_y \cdot 1.2$  und  $K'_e$  mit  $\zeta'_x \cdot 0.5$  und  $\zeta'_y \cdot 4.3$ . Da ursprünglich galt, dass  $\zeta'_x = \zeta'_y = 1$  ergeben sich die folgenden Kameramatrizen für  $K'$ .

$$K'_1 = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.47)$$

$$K'_2 = \begin{bmatrix} 3.2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.48)$$

$$K'_3 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 4.3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.49)$$

Die Unterschiede der entstehenden Abbildungen in  $C'$  sind in den Abbildungen 4.14, 4.15, 4.16 und 4.17 zu sehen.

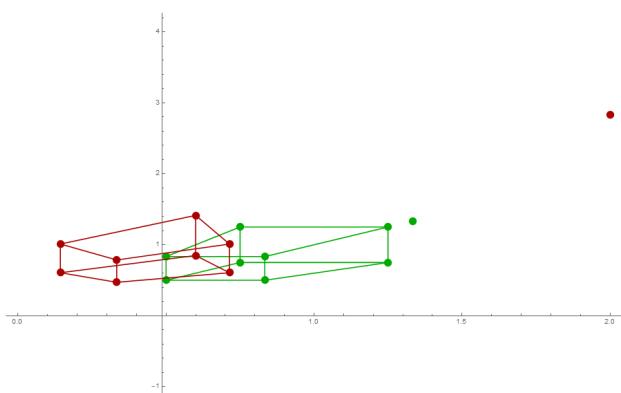


Abbildung 4.14:  $C$  und  $C'$  haben die selbe Auflösung eingestellt

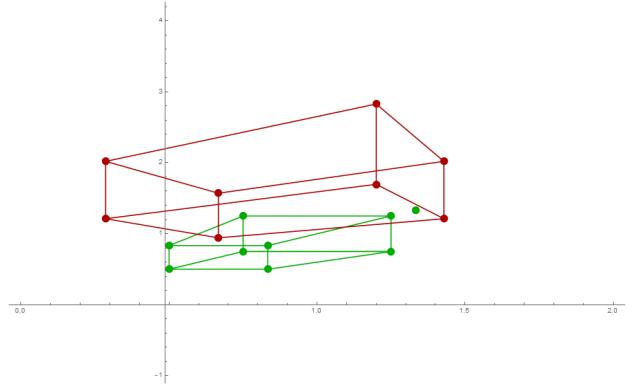


Abbildung 4.15:  $C$  und  $C'$  haben unterschiedliche Auflösungen eingestellt.  $C$  mit  $K$  und  $C'$  mit  $K'_1$

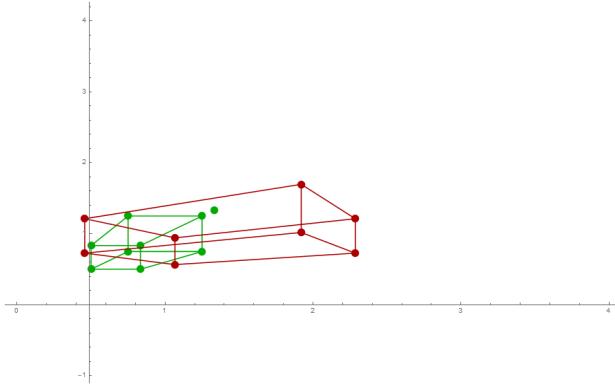


Abbildung 4.16:  $C$  mit  $K$  und  $C'$  mit  $K'_2$

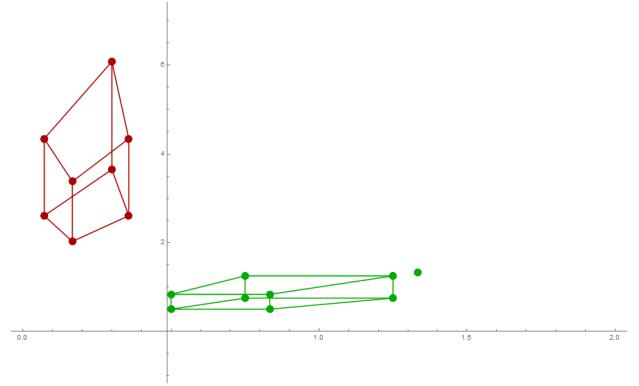


Abbildung 4.17:  $C$  mit  $K$  und  $C'$  mit  $K'_3$

Wird das synthetische Beispiel jeweils mit den drei verschiedenen modifizierten  $K'$  durchgerechnet, so ergeben sich für die essentielle Matrix folgende Ergebnisse.

$$\begin{aligned} \zeta'_x = 1, \zeta'_y = 1 : \quad E &= \begin{pmatrix} 0 & -0.5 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0.5 & 0 \end{pmatrix} | : 0.5 \rightsquigarrow E = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -\sqrt{2} \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \zeta'_x = 2, \zeta'_y = 2 : \quad E &= \begin{pmatrix} 0 & 0.756 & 0 \\ 0 & 0 & 1.069 \\ 0 & -0.756 & 0 \end{pmatrix} | : -0.756 \rightsquigarrow E = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -\sqrt{2} \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \zeta'_x = 3.2, \zeta'_y = 1.2 : \quad E &= \begin{pmatrix} 0 & 0.634 & 0 \\ 0 & 0 & 1.069 \\ 0 & -0.634 & 0 \end{pmatrix} | : -0.634 \rightsquigarrow E = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -\sqrt{2} \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \zeta'_x = 0.5, \zeta'_y = 4.3 : \quad E &= \begin{pmatrix} 0 & 0.442 & 0 \\ 0 & 0 & 1.069 \\ 0 & -0.442 & 0 \end{pmatrix} | : -0.442 \rightsquigarrow E = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -\sqrt{2} \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Wie beobachtet werden kann, werden, trotz unterschiedlicher Kameraauflösungen für  $K'$ , immer die selbe essentielle Matrix im Algorithmus bestimmt. Zu Erinnerung, in Kapitel 3 wurde gezeigt, dass jedes Vielfache von  $E$  eine gültige Lösung ist. Somit gilt die Behauptung, dass die Kameraauflösung keine Auswirkung auf die Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter hat, im synthetischen Beispiel, als bestätigt. Als Vergleich kann die Abbildung 4.18, welche das Ergebnis der Rekonstruktion der Szene mit  $K'_3$  als Kameramatrix für  $C'$  veranschaulicht, mit der Rekonstruierten Szene in Abbildung ?? und ?? aus dem ersten Beispiel, betrachtet werden. Für die anderen Varianten von  $K'$  wurden ebenfalls die selbe 3D-Szene rekonstruiert.

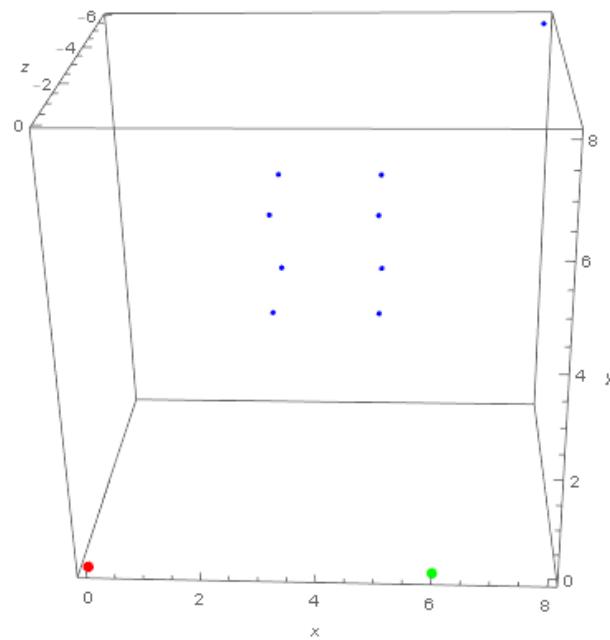


Abbildung 4.18: Die Abbildung zeigt die rekonstruierte Szenen des synthetischen Beispiels mit  $K'_3$  als intrinsische Parameter für  $C'$ .

## 5 Reelle Rekonstruktion

Der entwickelte Szenenrekonstruktionsalgoritmus wird im folgenden anhand eines realen Stereoaufbau getestet. Da das Arbeiten mit realen Bilddaten bestimmte Fehleranfälligkeit aufweist. Liegt bei der Bestimmung von korrespondierenden Punkten eine Ecke zwischen zwei Pixel, so kann optisches Rauschen, welches in realen Aufnahmen präsent ist, dazu führen dass die Ecke in gleichen Bildern an verschiedenen Pixel erkannt wird. Diese Abweichung führt dazu, dass die in Kapitel 3.2 definierten epipolaren Bedingungen nicht mehr erfüllt werden. In diesem Kapitel wird Hauptsächlich darauf eingegangen, welche Auswirkungen diese Ungenauigkeiten auf die Bestimmung der Fundamentalmatrix, der essentiellen Matrix und der anschließenden Rekonstruktion der Szene durch Triangulierung haben und wie man ihnen entgegen wirken kann.

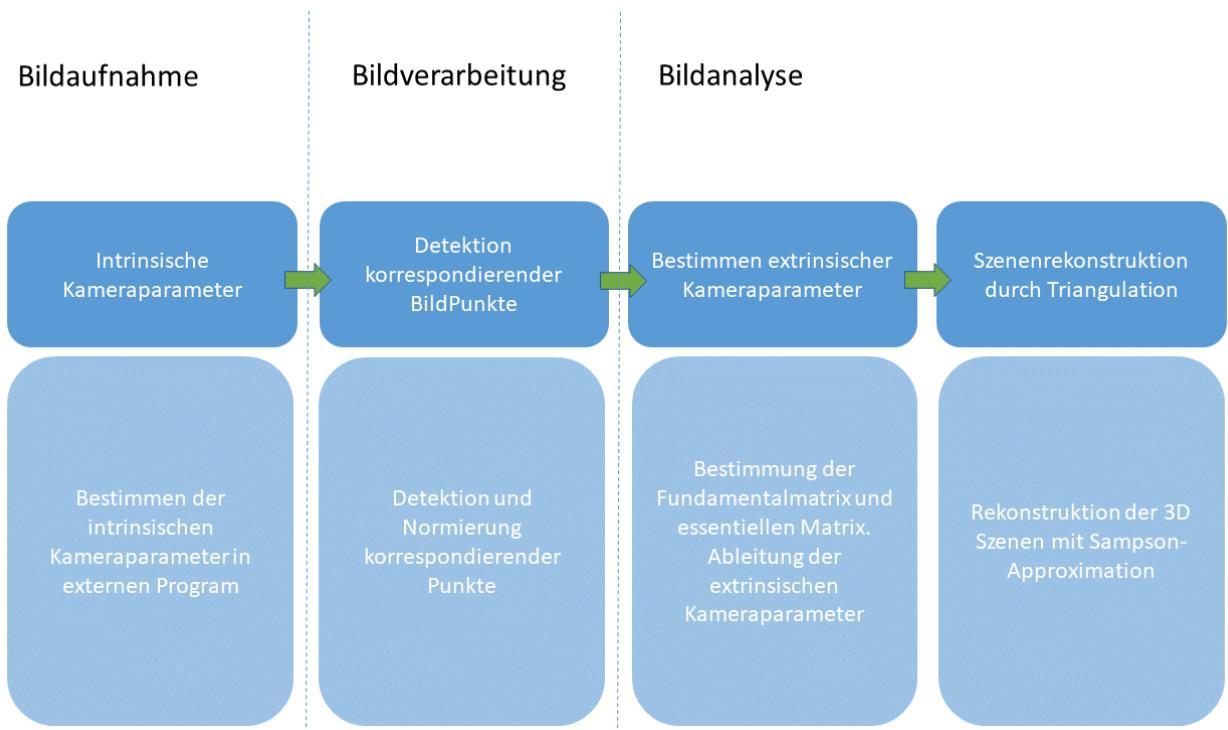


Abbildung 5.1: Ablaufdiagramm für die reelle Rekonstruktion

Zu aller erst wird der Stereoaufbau vorgestellt. Danach folgt die Korrespondenzanalyse, in welcher zwei Möglichkeiten aufgeführt werden, wie die Korrespondierenden Punkte aus den Bildern gewonnen werden. Der normierte-acht-Punkt-Algorithmus, stellt eine für reale Bilddaten leicht veränderte Fassung des bereits bekannten acht-Punkte-Algorithmus vor. Mit dessen Hilfe ist es möglich die Auswirkungen von nicht genauen Einhaltung der epipolaren Bedingung auf ein Minimum zu reduzieren. Nach der Bestimmung der Fundamentalmatrix durch den Normierten-Acht-Punkt-Algorithmus, wird überprüft, ob die Fundamentalmatrix die Bedingungen, welche sie zu einer Fundamentalmatrix machen weiterhin erfüllt. Hierzu werden vor allem die Singulärwerte der Fundamentalmatrix genauer beleuchtet und welche Auswirkungen sie auf die Epipolare Geometrie haben. Als nächstes wird die aus der Fundamentalmatrix bestimmte essentielle Matrix überprüft. Auch hier wird auf die Eigenschaften, welche die Singulärwerte der essentiellen Matrix haben müssen eingegangen. Danach wird eine Triangulierungsmethode nach [3] vorgestellt, die es ermöglicht über ein Näherungsverfahren eine Triangulation zwischen ungenauen korrespondierenden Punkten ermöglicht. Der letzte Abschnitt des Kapitels befasst sich dann mit der reellen Rekonstruktion bei unterschiedlichen Kameraauflösungen.

## 5.1 Stereoaufbau

Für die Stereobildaufnahme, wurde eine Szene vor zwei nebeneinander platzierten Kameras platziert. Beide Kameras wurden zur Szene hin rotiert. Abbildung 5.2 zeigt den Stereoaufbau.



Abbildung 5.2: Kamera eins  $C$  befindet sich auf dem Bild links, Kamera zwei  $C'$  befindet sich rechts im Bild. Auf dem Tisch zwischen den Kameras ist die in den Abbildungen 5.4 und 5.3 abgebildete Szene zu sehen. Beide Kameras sind zu Szene rotiert.

Die auf Abbildung 5.2 zu sehende linke Kamera wurde als Kamera eins definiert. Für Kamerakoordinatensystem  $(C, \beta)$  wurde gleich dem Weltkoordinatensystem  $(O, \delta)$  gesetzt. Kamera zwei mit  $(C', \beta')$  befindet sich auf der Abbildung rechts. Für beide Kameras wurde in einem externen Programm die intrinsischen Kameraparameter  $K$  und  $K'$  bestimmt. An den Stereoaufnahmen der Szene wurde dann eine Korrespondenzanalyse gemacht.

## 5.2 Korrespondenzanalyse

Für die Analyse der Korrespondierenden Punkte bei Stereoaufnahmen einer dreidimensionalen Szene wurde eine existierende Funktion von Mathematica genutzt[22]. Die Funktion basiert auf dem Prinzip eines SURF-Algoruthmus. SURF ist die Kurzform für *Speeded Up Robust Features* und ist ein Rotations- und Skaleninvarianter Punkte Detektor und Deskriptor[17, 24]. Es werden Punkte an markanten Stellen in beiden Bildern detektiert, wie beispielsweise Eckpunkte oder Kanten. Die Umgebung eines jeden gefundenen Punktes wird durch einen Merkmalsvektor, dem Deskriptor, beschrieben. Die Deskriptoren beider Bilder werden abgeglichen und gleiche Punkte werden als korrespondierende Punkte gekennzeichnet[17, 24]. Die Abbildungen 5.4 und 5.3 zeigen die Ergebnisse nach der Anwendung des SURF-Algorithmus auf das Stereobildpaar. Eine eigens implementierte alternative für die Korrespondenzanalyse zwischen Stereoaufnahmen eines zweidimensionalen Schachbretts wird in Kapitel 7 vorgestellt.

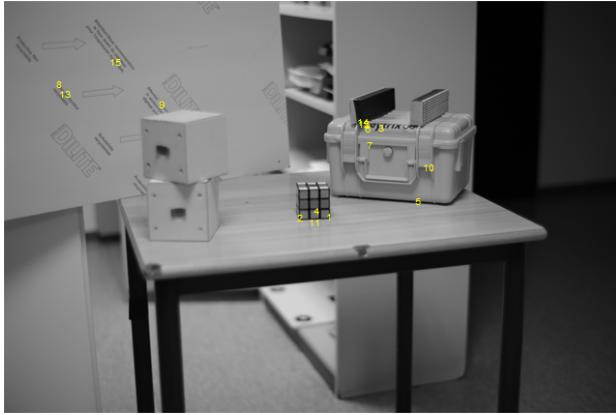


Abbildung 5.3: Aufnahme von Kamera  $C$

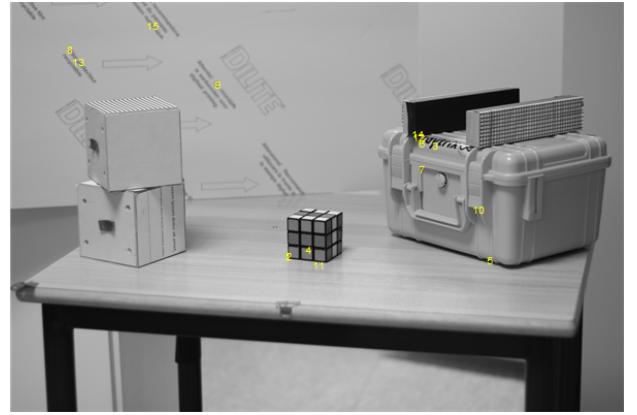


Abbildung 5.4: Aufnahme von Kamera  $C'$

Die mit dem *SURF*-Algorithmus gefundenen Punkte sind mit den gelben Ziffern im Bild gekennzeichnet. Abbildung a zeigt das Bild von  $C$ , die Abbildung b zeigt das Bild von  $C'$ .

Die Detektion von korrespondierenden Punkten mit Detektionsalgorithmen, wie Beispielsweise dem angewendeten *SURF*-Algorithmus, können immer Fehler und Abweichungen mit sich bringen. Die Ursprünge der Fehler können sowohl durch den Algorithmus als auch durch Fehler, wie Bildrauschen, in den Aufnahmen selbst. Diese Fehler wirken sich sowohl auf die bestimmung der Abbildungsvorschriften  $F$  und  $E$  aus und somit auch auf die Genauigkeit der Szenenrekonstruktion[3]. Im folgenden werden sowohl die Fehler als auch Methoden für deren Minimierung vorgestellt.

### 5.3 Normierter acht-Punkt-Algorithmus

Trotz das der acht-Punkt-Algorithmus eine einfache Methode zur Bestimmung der Fundamentalmatrix bietet, ist er sehr unstabil sobald Fehler wie Ungenauigkeiten in Punktekorrespondenzen oder Rauschen in Bilder auftreten[3, 25].

Der Fehler lässt sich anhand der Kondition der Koeffizientenmatrix  $A$  genauer beschreiben. Als Kondition wird die Abhängigkeit der Lösung eines Problems von der Störung der Eingangsdaten beschrieben[16, 26, 27]. Die Kondition lässt sich durch Bestimmung des kleinsten Eigenvektors der Matrixmultiplikation der Koeffizientenmatrix  $A$  mit ihrer Transponierten  $A^T$  herausfinden. Die Matrix  $AA^T$  wird in die Matrizen  $UDU^T$ , wobei  $U$  eine orthogonale und  $D$  eine diagonale Matrix ist, zerlegt. Die Diagonaleinträge von  $D$  sind in eine nicht ansteigenden Reihenfolge, woraus resultiert, dass der kleinste Singulärwert von  $D$  mit der letzten Spalte von  $U$  korrespondiert und somit ist die letzte Spalte von  $U$  gleich dem kleinsten Eigenvektor von  $AA^T$ [16, 26]. Wird angenommen, dass  $AA^T$  eine  $9 \times 9$ - Matrix ist, so ergeben die Diagonaleinträge  $d_1/d_9$  den Wert der Kondition. Je größer die Kondition ist, desto größer wirken sich schon kleinste Abweichungen der einkommenden Bilddaten, auf die aus  $A$  bestimmten Matrix  $F$  aus.

Um die Kondition möglichst klein zu halten, werden die Bildkoordinaten beider Bilder normiert. Die in Literaturquellen, vorgeschlagene Normierung beinhaltet pro Bild eine Translation und Skalierung, so dass der Schwerpunkt aller Punktekorrespondenzen auf einem Bild im Ursprung des Sensorkoordinatensystems liegt und der durchschnittliche Abstand der Punkte zum Ursprung  $\sqrt{2}$  beträgt[3, 4, 25].

Für die Normierung wird pro Bild eine Transformationsmatrix  $T$  und  $T'$  definiert. Die Matrizen beinhalten sowohl eine Skalierung als auch eine Translation. Die Bestimmung der Matrix  $T$  wird hier aufgezeigt. Zuerst wird der Schwerpunkt  $s$  mit  $s = \begin{pmatrix} s_x \\ s_y \end{pmatrix}$  der Punktemenge  $p_n$  mit  $p_n = \begin{pmatrix} p_{nx} \\ p_{ny} \end{pmatrix}$  berechnet, indem der Mittelwert aller Punkte  $p_n$  berechnet wird.

$$\begin{pmatrix} s_x \\ s_y \end{pmatrix} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{pmatrix} p_i x \\ p_i y \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

Danach wird  $s$  in den Ursprung verschoben. Die Punkte  $x_n$  werden um den Wert von  $s$  verschoben  $x'_n = x_n - s$ . Der Mittelwert aus den um  $s$  verschobenen Punkten  $x'_n$  ergibt den neuen Schwerpunkt  $s_0$  im Koordinatenursprung. Als nächstes wird die Distanz jedes Punktes von  $x'_n$  zu  $s_0$  berechnet und der Mittelwert aller Distanzen, hier mit  $d$  bezeichnet, berechnet. Die Matrix  $T$  und  $T'$  haben dann die folgende Form:

$$T = \begin{pmatrix} \frac{\sqrt{2}}{d} & 0 & -s_x \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{d} & -s_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.2)$$

$$T' = \begin{pmatrix} \frac{\sqrt{2}}{d'} & 0 & -s'_x \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{d'} & -s'_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.3)$$

Die originalen Bildpunkte des Stereobildpaars, werden mit den Matrizen  $T$  und  $T'$  verrechnet. Mit den Normierten Bildkoordinaten wird dann wieder nach dem in Kapitel 3.3 beschriebenen acht-Punkte-Algorithmus eine Fundamentalmatrix  $\hat{F}$  bestimmt[3, 16, 4, 25]. Nachdem  $\hat{F}$  aus den normierten Koordinaten bestimmt wurde, wird sie mit  $T$  und  $T'$  wieder denormalisiert.

$$F = T'^T \hat{F} T \quad (5.4)$$

### 5.3.1 Singularität der Fundamentalmatrix

Eine Fundamentalmatrix ist im optimalen Fall eine singuläre Matrix mit Rang 2. Die Singularität der Fundamentalmatrix sorgt zum einen dafür dass ihr rechter und linker Kern jeweils den Epipol des jeweiligen Bildes ergibt und die Epipolarlinien auch alle durch eben diese Epipole verlaufen[3]. Durch Ungenauigkeiten in korrespondierenden Bildpunkten kann es dazu kommen, dass die aus dem normierten-acht-Punkt-Algorithmus bestimmte Fundamentalmatrix  $\hat{F}$  in ihrem Rang steigt und somit keine singuläre Matrix mehr ist. Sollte dies der Fall sein, so ergeben der linke und der Rechte Kern von  $F$  keine eindeutigen Lösungen mehr für  $e$  und  $e'$  und die Epipolarlinien in beiden Bildern gehen dem entsprechend auch nicht mehr durch genau einen Punkt, wie man in den Abbildungen 5.5 und 5.6 erkennen kann. Die Abbildungen bilden Epipolarlinien aus dem Stereobildpaar 5.3 und 5.4 ab.

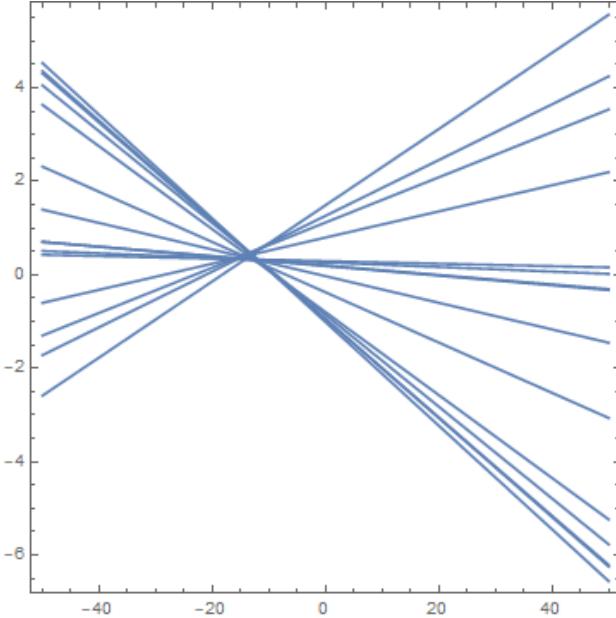


Abbildung 5.5: Epipolarlinien ohne *Epipolar-constraint* im Bild der Canon 6D

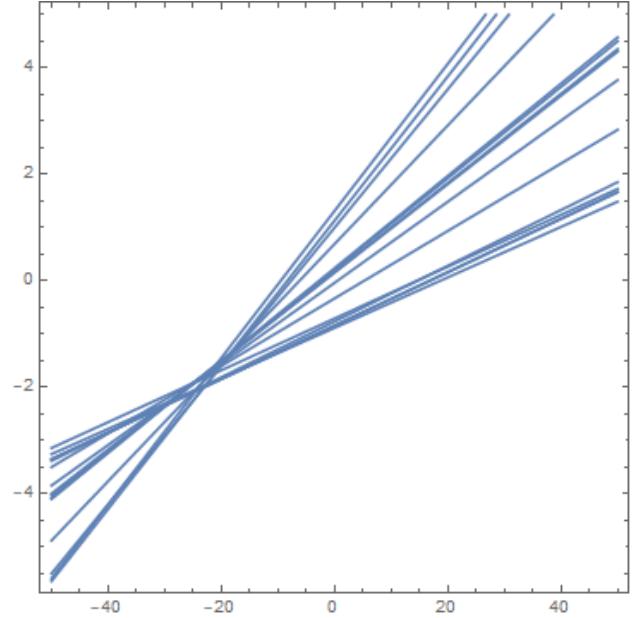


Abbildung 5.6: Epipolarlinien ohne *Epipolar-constraint* im Bild der Canon 60D

Um mit dem Algorithmus weiter verfahren zu können, muss die Singularität in  $\hat{F}$  erzwungen werden[3]. Hierfür wird eine Singulärwertszerlegung an  $\hat{F}$  durchgeführt, so dass  $\hat{F}$  in  $\hat{F} = U\Sigma V^T$  zerlegt wird.  $\Sigma$  beinhaltet in einer Diagonalmatrix die Singulärwerte  $D = \text{diag}(r, s, t)$ . Die Diagonaleinträge erfüllen die Bedingung, dass  $r \leq s \leq t$  gilt. Damit  $\hat{F}$  zu einer singulären Matrix wird, muss für die Diagonaleinträge gelten, dass  $\Sigma = \text{diag}(r, s, 0)$  ist. Dem entsprechend wird der letzte Eintrag  $t$  auf  $t = 0$  gesetzt und eine modifizierte Fundamentalmatrix mit  $\bar{F} = U\text{diag}(r, s, 0)V^T$  wieder zusammengesetzt. Die resultierende Fundamentalmatrix  $\bar{F}$  besitzt jetzt einen Rang 2 und ist somit singulär[3].  $\bar{F}$  ist somit, laut Frobenius Norm, die nächste zu  $F$  liegende singuläre Matrix[3]

Werden aus  $\bar{F}$  der rechte und linke Kern bestimmt, so ergeben sich eindeutige Lösungen für  $e$  und  $e'$  und die Epipolarlinien  $l$  und  $l'$  verlaufen jeweils durch ihre entsprechenden Epipole[3]. Die Abbildungen 5.7 und 5.8 zeigen die Auswirkung der erzwungenen Singularität von  $F$  auf dem Stereobildpaar 5.3 und 5.4. Die Abbildungen 5.9 und 5.10 die selben Epipolarlinien nur ist  $\bar{F}$  mit  $T$  und  $T'$  denormalisiert worden.

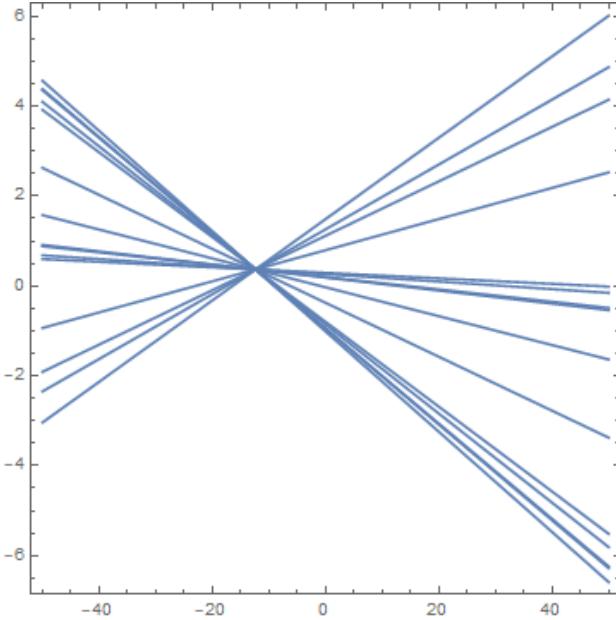


Abbildung 5.7: Die Abbildung zeigt, dass die Epipolarlinien auf der Aufnahme von  $C$ , nach dem Erzwingen der Singularität in der normierten  $\hat{F}$ , alle durch einen Epipol verlaufen

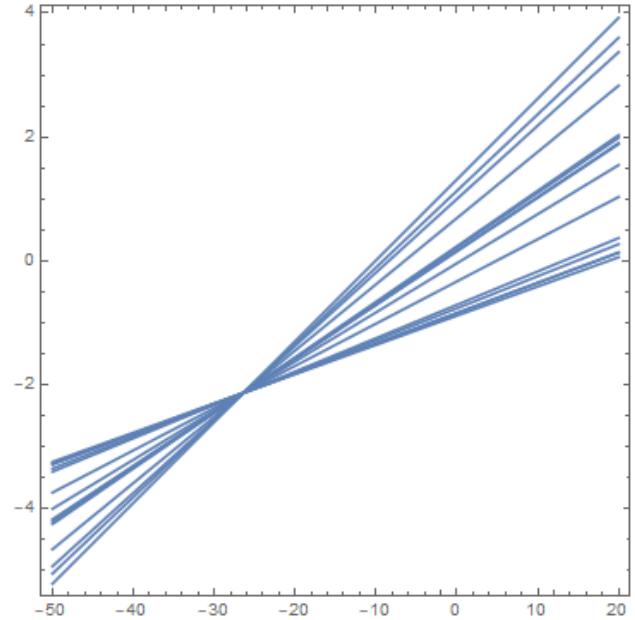


Abbildung 5.8: Die Abbildung zeigt, dass die Epipolarlinien auf der Aufnahme von  $C'$ , nach dem Erzwingen der Singularität in der normierten  $\hat{F}$ , alle durch einen Epipol verlaufen

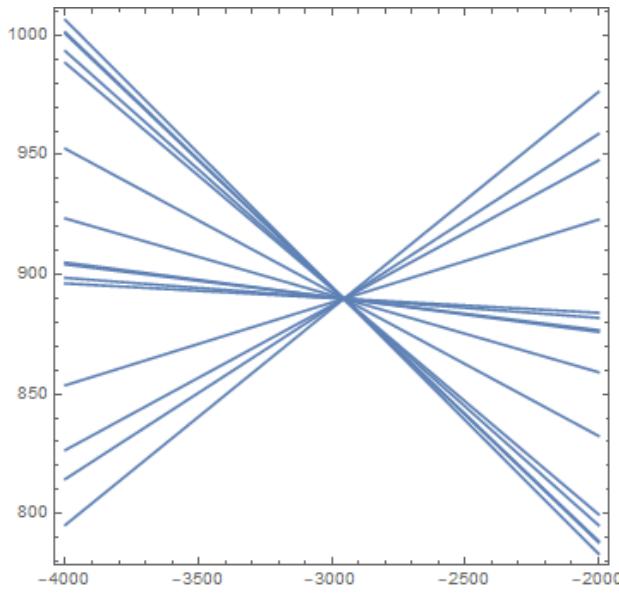


Abbildung 5.9: Die Abbildung zeigt die Epipolarlinien in  $C$  nachdem die Fundamentalmatrix  $\bar{F}$  mit  $F = T' \bar{F} T$  denormalisiert wurde

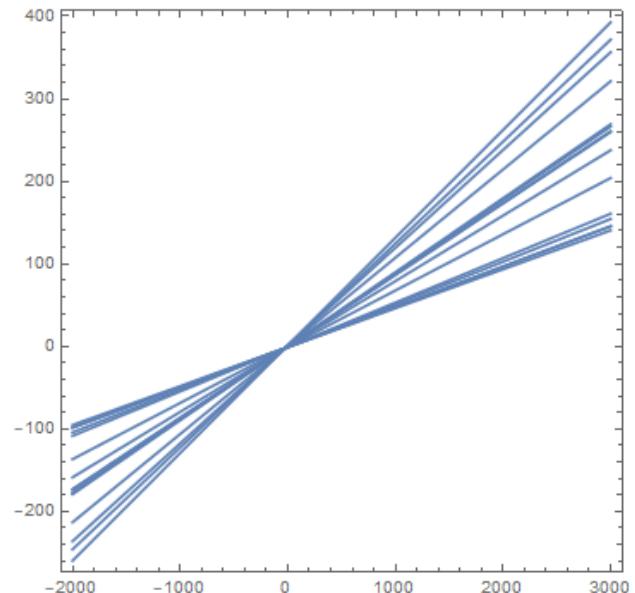


Abbildung 5.10: Die Abbildung zeigt die Epipolarlinien in  $C'$  nachdem die Fundamentalmatrix  $\bar{F}$  mit  $F = T' \bar{F} T$  denormalisiert wurde

### 5.3.2 Singulärwerte der essentiellen Matrix

Die essentielle Matrix wird im entwickelten Algorithmus aus der Fundamentalmatrix  $F$  bestimmt. Da zuvor der die Singularität von  $F$  erzwungen wurde, ist die essentielle Matrix ebenfalls eine Matrix von Rang 2[3]. Im synthetischen Beispiel wurde gezeigt, dass für die Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter für  $E$  gelten muss, dass für ihre Singulärwerte  $\Sigma = \text{diag}(1, 1, 0)$  gelten muss.

Die Ungenauigkeit der Punkte, kann auf  $E$  die Auswirkung haben, dass ihre Singulärwerte die Form  $\Sigma = \text{diag}(a, b, c)$  mit  $c \leq b \leq a$  annehmen. Eine Matrix gilt nur dann als gültige essentielle Matrix, wenn zwei ihrer Singulärwerte gleich sind ( $a = b$ ) und der dritte ( $c = 0$ ). Um diese Bedingung zu erzwingen, wird diejenige essentielle Matrix  $\hat{E}$  gesucht, welche sich laut der Frobenius Norm am nächsten an der Ursprünglichen  $E$  befindet[3, 4]. Diese Matrix lässt sich aus  $E = U\Sigma V^T$  bestimmen, indem eine neue essentielle Matrix  $\hat{E}$  aus  $\hat{E} = U\hat{\Sigma}V^T$  mit  $\hat{\Sigma} = \text{diag}(\frac{a+b}{2}, \frac{a+b}{2}, 0)$ [3].

Nach erzwingen der Bedingung  $\hat{E} = U\hat{\Sigma}V^T$  mit  $\hat{\Sigma} = \text{diag}(\frac{a+b}{2}, \frac{a+b}{2}, 0)$ , ist  $E$  wieder eine gültige essentielle Matrix und der Algorithmus kann mit der Bestimmung der extrinsischen Kameraparameter, wie in Kapitel 4 gezeigt, fortfahren.

## 5.4 Szenenrekonstruktion mit Sampson-Approximation

Aufgrund der Ungenauigkeit der korrespondierenden Punkte ist es nicht möglich die 3D-Objektpunkte durch einfache Rückprojektion der Bildpunkte zu rekonstruieren. Liegt der zu  $m_\sigma$  korrespondierende Bildpunkt  $m'_{\sigma'}$  nicht ganz genau auf der zu  $m_\sigma$  korrespondierenden Epipolarlinie, so ist der in Kapitel 3 aufgestellt *Epipolar-Constraint* aus Gleichung 3.18 nicht mehr erfüllt. Durch einsetzen der durch den SURF-Algorithmus detektierten korrespondierenden Punkte  $m_\sigma$  und  $m'_{\sigma'}$  in die Gleichung

$$m'^T_{\sigma'} F m_\sigma = 0 \quad (5.5)$$

kommt ein Wert  $\neq 0$  heraus. Je weiter der Wert von 0 abweicht, desto ungenauer ist die Korrespondenz beider Bildpunkte. Dies führt dazu, dass bei der Rückprojektion der Bildpunkte  $m_\sigma$  und  $m'_{\sigma'}$  sich die Linien nicht im Raum treffen. Die Abbildungen 5.11 und 5.12 veranschaulichen eine Konsequenz von ungenauen Punktekorrespondenzen.

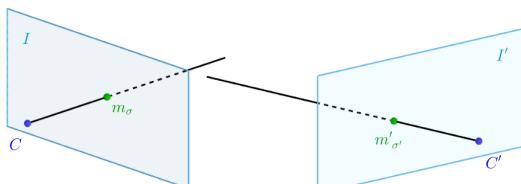


Abbildung 5.11: a) Windschiefe Geraden

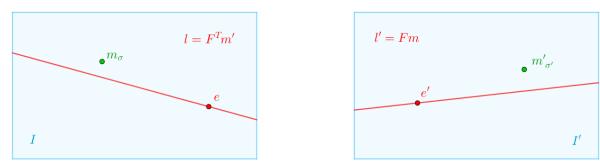


Abbildung 5.12: b) Epipolare Bedingungen werden nicht erfüllt

Abbildung 5.13: a) Die rückprojizierten Strahlen der ungenauen korrespondierenden Punkte  $m_\sigma$  und  $m'_{\sigma'}$  sind windschief zueinander und treffen sich nicht in einem Punkt  $M_\delta$  im Raum.  
 b) Die korrespondierenden Bildpunkte  $m_\sigma$  und  $m'_{\sigma'}$  erfüllen nicht den *Epipolar-Constraint*. Die Epipolarlinie  $l' = Fm$  ist die korrespondierende Epipolarlinie zu  $m_\sigma$  und  $l = F^T m'$  ist die korrespondierende Epipolarlinie zu  $m'_{\sigma'}$ . Da weder  $m_\sigma$  noch  $m'_{\sigma'}$  auf der Epipolarlinie zum jeweils korrespondierenden Punkt liegt, kommt es zu keinem Schnittpunkt der rückprojizierten Strahlen

Um trotz der ungenauen korrespondierenden Punkte eine Triangulation zu ermöglichen, wurde ein Verfahren voran geschaltet, welches zwei Punkte  $\hat{m}_\sigma$  und  $\hat{m}'_{\sigma'}$  sucht, die möglichst nah an den ursprünglichen Punkten  $m_\sigma$  und  $m'_{\sigma'}$  liegen und gleichzeitig den *Epipolar-Constraint*  $\hat{m}'_{\sigma'}^T F \hat{m}_\sigma = 0$  erfüllen.  $\hat{m}_\sigma$  und  $\hat{m}'_{\sigma'}$  sollen durch Minimierung einer Kostenfunktion  $C$  bestimmt werden, welche die Distanz  $d$  zwischen  $m_\sigma$  und  $\hat{m}_\sigma$  und  $m'_{\sigma'}$  und  $\hat{m}'_{\sigma'}$  minimiert. Für die Minimierung wird das Verfahren der Sampson-Approximation gewählt[3]. (Literatur zu Sampson approximation?? erklären wie??) Voraussetzung für die Triangulierung ist, dass die Projektionsmatrizen  $P$  und  $P'$ , sowie die Fundamentalmatrix  $F$  bekannt sein müssen[3].

$$C(m, m') = d(m, \hat{m})^2 + d(m', \hat{m}')^2 \quad (5.6)$$

Die optimalen  $\hat{m}$  und  $\hat{m}'$  liegen auf den korrespondierenden Epipolarlinien  $\hat{l}$  und  $\hat{l}'$  am Fuße des Lots, welches von den ursprünglich projizierten Punkten  $m$  und  $m'$  auf die Epipolarlinien  $\hat{l}$  und  $\hat{l}'$  gefällt wird[3].

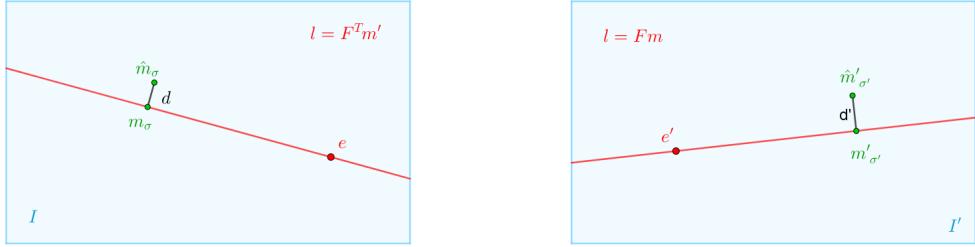


Abbildung 5.14: Die Abbildung zeigt die zwei korrespondierenden Epipolarlinien  $\hat{l}$  und  $\hat{l}'$  mit den gesuchten Punkten  $\hat{m}_\sigma$  und  $\hat{m}'_{\sigma'}$

Jedes andere Punktpaar auf  $\hat{l}$  und  $\hat{l}'$  würde den *Epipolar-Constraint* erfüllen, jedoch minimieren nur  $m_{\sigma\perp}$  und  $m'_{\sigma'\perp}$  die quadratischen Distanzen  $d(m_\sigma, \hat{m}_\sigma)^2$  und  $d(m'_{\sigma'}, \hat{m}'_{\sigma'})^2$  in der Kostenfunktion  $C$ . Gesucht wird also der geringste Abstand von  $m_\sigma$  zu  $\hat{l}$  und  $m'_{\sigma'}$  zu  $\hat{l}'$ . Die Kostenfunktion  $C$  kann dem entsprechend umformuliert werden in

$$C(m, m') = d(\hat{m}_\sigma, \hat{l})^2 + d(\hat{m}'_{\sigma'}, \hat{l}')^2 \quad (5.7)$$

Aus allen möglichen Epipolarlinien, welche  $\hat{l}$  und  $\hat{l}'$  annehmen können, wird immer der senkrechte Abstand von  $m_\sigma$  und  $m'_{\sigma'}$  zur jeweiligen Epipolarlinie berechnet. jedoch soll genau das Epipolarlinienpaar gewählt werden, welches die Kostenfunktion  $C$  minimal werden lässt[3].

Im ersten Schritt werden die Epipolarlinien Parametrisiert, so dass eine Linie als  $\hat{l}(t)$  geschrieben werden kann. Durch die Parametrisierung der Epipolarlinien, kann die Kostenfunktion  $C$  als Funktion von  $t$  umformuliert werden.

$$C(m_\sigma, m'_{\sigma'}) = d(m_\sigma, \hat{l}(t))^2 + d(m'_{\sigma'}, \hat{l}'(t))^2 \quad (5.8)$$

Um zu verhindern dass Bildpunkte, die mit dem Epipol des anderen Bildes korrespondieren Bei Bildpunkten, welche mit dem Epipol des anderen Bildes korrespondieren, würde sich der rückprojizierte Objektpunkt  $M_\delta$  auf der Basislinie der zwei Projektionszentren befinden. Eine Rekonstruktion des Punktes wäre nicht möglich[3]. Um diesen Fall zu vermeiden, werden die Bildpunkte  $m_\sigma$  und  $m'_{\sigma'}$  mit jeweils einer Matrix  $T$  und  $T'$  in den Ursprung  $(0, 0, 1)^T$  verschoben.

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -m_{x\sigma} \\ 0 & 1 & -m_{y\sigma'} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \rightsquigarrow \bar{m}_\tau = T \cdot m_\tau \quad (5.9)$$

$$T' = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -m'_{x\sigma'} \\ 0 & 1 & -m'_{y\sigma'} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \rightsquigarrow \bar{m}'_{\tau'} = T' \cdot m'_{\tau'} \quad (5.10)$$

Die Fundamentalmatrix  $F$  wird ebenfalls mit  $T$  und  $T'$  transformiert, so dass sie an die verschobenen Punkte  $\bar{m}_\sigma$  und  $\bar{m}'_{\sigma'}$  angepasst ist.

$$\bar{F} = T'^{-T} F T^{-1} \quad (5.11)$$

Der rechte und linke Kern von  $\bar{F}$  ergeben die Epipole  $\bar{e}$  und  $\bar{e}'$ . Angenommen  $f$  und  $f'$  seien genau 0, so liegen die Epipole  $e = (1, 0, f)^T$  und  $e' = (1, 0, f')^T$  im unendlichen. Ist dies der Fall so hat  $\bar{F}$  für welche dann gilt, dass  $\bar{F}(1, 0, f)^T = (1, 0, f')\bar{F} = 0$  eine spezielle Form[3].

$$\bar{F} = \begin{pmatrix} ff'd & -f'c & -f'd \\ -fb & a & b \\ -fd & c & d \end{pmatrix} \quad (5.12)$$

$$\begin{pmatrix} ff'd & -f'c & -f'd \\ -fb & a & b \\ -fd & c & d \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} ff'd + (-ff'd) \\ -fb + fb \\ -fd + fd \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (5.13)$$

$$(1 \ 0 \ f') \cdot \begin{pmatrix} ff'd & -f'c & -f'd \\ -fb & a & b \\ -fd & c & d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} ff'd + (-ff'd) \\ -f'c + f'c \\ -f'd + f'd \end{pmatrix} = (0 \ 0 \ 0) \quad (5.14)$$

Im Realfall sind die Werte der Epipole  $e$  und  $e'$  nicht so rein wie im Beispiel gezeigt. Aufgrund dessen, werden zwei Rotationsmatrizen aufgestellt, welche die Epipole  $e$  und  $e'$  auf  $Re = (1, 0, e_3) = (1, 0, f)$  und  $R'e' = (1, 0, e'_3) = (1, 0, f')$  rotieren.

$$R = \begin{bmatrix} e_1 & e_2 & 0 \\ -e_2 & e_1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.15)$$

$$R' = \begin{bmatrix} e'_1 & e'_2 & 0 \\ -e'_2 & e'_1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.16)$$

$\bar{F}$  wird dann nochmals mit  $\bar{F}_{Rot} = R'F R^T$  ersetzt. Die Einträge in  $\bar{F}_{Rot}$  haben nun die Form wie in Gleichung 5.12, mit  $f = e_3$ ,  $f' = e'_3$ ,  $a = \bar{F}_{Rot,22}$ ,  $b = \bar{F}_{Rot,23}$ ,  $c = \bar{F}_{Rot,32}$  und  $d = \bar{F}_{Rot,33}$ . Verläuft eine Epipolarlinie durch einen Punkt  $(0, t, 1)^T$  und dem Epipol  $e = (1, 0, f)^T$ , wird diese Epipolarlinie mit  $l(t)$  bezeichnet. Das Kreuzprodukt dieser beiden Punkte beschreibt die Epipolarlinie  $l(t)$ .

$$\hat{l}(t) = \begin{pmatrix} 0 \\ t \\ 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} tf \\ 1 \\ -t \end{pmatrix} \quad (5.17)$$

Die quadratische Distanz dieser Linie zum Ursprung wird dann bezeichnet mit:

$$d(\bar{m}_\sigma, \hat{l}(t))^2 = \frac{t^2}{1 + (tf)^2} \quad (5.18)$$

Für die Herleitung von Gleichung 5.18 wird eine Gerade zunächst in Koordinatenform Dargestellt.

$$Ax + By - C = 0 \quad (5.19)$$

Die Selbe Gerade in Normalform ausgedrückt lautet:

$$\vec{n} \cdot (\vec{x} - \vec{p}) = 0 \quad (5.20)$$

$$\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} \cdot (\vec{x} - \vec{p}) = 0 \quad (5.21)$$

Der Abstand  $\| \vec{v} \|$  eines Punktes zur Geraden 5.21 kann folgendermaßen berechnet werden.

$$\vec{v} = \frac{\vec{p} \cdot \vec{n}}{\vec{n} \cdot \vec{n}} \cdot \vec{n} \rightsquigarrow \frac{-C}{A^2 + B^2} \cdot \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} \quad (5.22)$$

$$\| \vec{v} \| = \frac{|\vec{p} \cdot \vec{n}|}{\| \vec{n} \|^2} \cdot \| \vec{n} \| \rightsquigarrow \| \vec{v} \| = \frac{|\vec{p} \cdot \vec{n}|}{\| \vec{n} \|} \quad (5.23)$$

$$\Rightarrow |C| = |\vec{p} \cdot \vec{n}| \quad (5.24)$$

$$\Rightarrow |\sqrt{A^2 + B^2}| = \| \vec{n} \| \quad (5.25)$$

$$\| \vec{v} \| = \frac{|C|}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (5.26)$$

Werden nun  $A, B$  und  $C$  mit den Werten der Geraden  $(tf, 1, -t)^T$  ersetzt, kann Gleichung 5.18 rekonstruiert werden.

$$A = tf, B = 1, C = -t, \vec{v} = d \quad (5.27)$$

$$d^2 = \frac{t^2}{\sqrt{((tf)^2 + 1^2)^2}} = \frac{t^2}{(tf)^2 + 1^2} = \frac{t^2}{1 + (tf)^2} \quad (5.28)$$

Um die zu  $\hat{l}(t)$  korrespondierende Epipolarlinie  $\hat{l}'(t)$  zu bestimmen, wird der Punkt  $(0, t, 1)^T$  und die Fundamentalmatrix  $\bar{F}_{Rot}$  multipliziert.

$$l'(t) = F(0, t, 1)^T = (-f'(ct + d), at + b, ct + d)^T. \quad (5.29)$$

Für die quadratische Distanz  $d(m', l'(t))^2$  ergibt sich dann:

$$d(\bar{m}_\sigma, \hat{l}(t))^2 = \frac{(ct + d)^2}{(at + b)^2 + f'^2(ct + d)^2} \quad (5.30)$$

Die Kostenfunktion  $C$  kann jetzt in eine Funktion  $s(t)$  umformuliert werden.

$$s(t) = \frac{t^2}{1 + (tf)^2} + \frac{(ct + d)^2}{(at + b)^2 + f'^2(ct + d)^2} \quad (5.31)$$

Ein Minimum für  $s(t)$  kann jetzt beispielsweise durch Bestimmung der Minimas und Maximas mit  $s'(t) = 0$  gefunden werden.

$$s'(t) = \frac{2t}{(1 + f^2 t^2)^2} - \frac{2(ad - bc)(at + b)(ct + t)}{((at + b)^2 + f'^2(ct + d)^2)^2} \quad (5.32)$$

Werden die beiden Terme in  $s'(t)$  auf einen gemeinsamen Nenner gebracht und der Zähler dann gleich Null gesetzt, ergibt sich der folgende Ausdruck  $g(t)$

$$g(t) = t((at+b)^2 + f'^2(ct+d)^2)^2 - (ad-bc)(1+f^2t^2)^2(at+b)(ct+d) \quad (5.33)$$

Funktion  $g(t)$  ist ein Polynom vom Grad 6. Das Minimum für  $s(t)$  ergibt sich aus einer der 6 möglichen Lösungen für  $t$  aus  $g(t)$ . Für die Bestimmung des Minimums werden nur die reellen Lösungen in Betracht gezogen, die nicht-reellen Lösungen können ignoriert werden. Die reellen Lösungen für  $t$  aus  $g(t)$ , werden dann wieder in  $s(t)$  eingesetzt. Das  $t$ , welches durch einsetzen in  $s(t)$  den kleinsten Wert ergibt, ist das gesuchte Minimum  $t_{min}$ .

Mit  $t_{min}$  können die Epipolarlinien  $\hat{l}(t) = (tf, 1, -t)$  und  $\hat{l}'(t) = F(0, t, 1)^T$  durch einsetzen von  $t_{min}$  berechnet werden. Danach werden die zwei neuen Punkte  $\hat{m}_\sigma$  und  $\hat{m}'_{\sigma'}$  auf den Epipolarlinien bestimmt.  $\hat{m}_{\sigma Rot}$  und  $\hat{m}'_{\sigma' Rot}$  sind die Punkte auf der Epipolarlinie welche dem Ursprung am nächsten sind. Der Punkt, welcher vom Ursprung aus am nächsten auf einer Linie  $(\lambda, \mu, v)$  liegt, kann mit  $(-\lambda \cdot v, -\mu \cdot v, \lambda^2 + \mu^2)$  berechnet werden.

$$\hat{l} = (tf, 1, -t) \quad \hat{m}_{\sigma Rot} = (-(tf) \cdot v, -1 \cdot v, (tf)^2 \cdot 1^2) \quad (5.34)$$

$$(5.35)$$

Nachdem zu beiden Linien  $\hat{l}$  und  $\hat{l}'$  der jeweils nächste Punkte  $\hat{m}_{\sigma Rot}$  und  $\hat{m}'_{\sigma' Rot}$  vom Ursprung aus gefunden wurden, werden diese nun mit  $T$ ,  $T'$ ,  $R$  und  $R'$  wieder an ihre Ausgangsposition zurück transformiert.

$$\hat{m} = T^{-1}R^T\hat{m}_{\sigma Rot} \quad (5.36)$$

$$\hat{m}' = T'^{-1}R'^T\hat{m}'_{\sigma' Rot} \quad (5.37)$$

Für auf diese weise neu berechneten korrespondierenden Punkte ist der *Epipolar-Constraint* 3.18 erfüllt und es ist gewährleistst, dass sich ihre jeweiligen Rückprojektionen in einem Punkt im Raum treffen.

Für die Rückprojektion der einzelnen Bildpunkte wurde ein lineares Triangulationsverfahren gewählt[3]. Für die Rückprojektion werden pro korrespondierendem Punktpaar zunächst die Projektionsgleichungen  $\hat{m}_\sigma = P\hat{M}_\delta$  und  $\hat{m}'_{\sigma'} = P'\hat{M}'_\delta$  aufgestellt. Diese werden so in eine Koeffizientenmatrix  $A$  eingetragen dass gilt  $A \cdot x = 0$ . Durch die Verwendung des Kreuzproduktes, wird die Homogene Komponente eliminiert[3].

$$\hat{m} \times (P\hat{M}) = 0 \quad (5.38)$$

$$\hat{m}' \times (P'\hat{M}') = 0 \quad (5.39)$$

Was ausgeschrieben für  $\hat{m}$  und  $\hat{m}'$  zu den folgenden drei Gleichungen führt.  $x \times (PX) = 0$  ergibt ausgeschrieben

$$x(p^{3T}X) - (p^{1T}X) = 0 \quad (5.40)$$

$$y(p^{3T}X) - (p^{2T}X) = 0 \quad (5.41)$$

$$x(p^{2T}X) - y(p^{1T}X) = 0 \quad (5.42)$$

$p^{iT}$  bezeichnet hier jeweils die Reihen der Projektionsmatrix  $P$  beziehungsweise  $P'$ . Zwei der drei Gleichungen sind linear unabhängig und werden in die Koeffizientenmatrix  $A$  geschrieben

$$A = \begin{bmatrix} xp^{3T} - p^{1T} \\ yp^{3T} - p^{2T} \\ x'p'^{3T} - p'^{1T} \\ y'p'^{3T} - p'^{2T} \end{bmatrix} \quad (5.43)$$

$$A = \begin{bmatrix} xp^{3T} - p^{1T} \\ yp^{3T} - p^{2T} \\ x'p'^{3T} - p'^{1T} \\ y'p'^{3T} - p'^{2T} \end{bmatrix} \cdot (X_1) \quad (5.44)$$

Die zwei Wege eine solche Matrix zu lösen wurden in Kapitel 3 vorgestellt. Zum einen kann die Inhomogenene Methode angewandt werden und der Kern dieser Koeffizientenmatrix bestimmt werden, oder es kann das homogene Verfahren angewandt werden, welches die Methode der Singulärwertzerlegung beinhaltet.

Die rekonstruierten Punkte  $M_{\delta 0}$  sind bis auf einen Skalierungsfaktor genau bestimmt. Die Abbildungen 5.15 und 5.16 zeigen die aus den Bildern 5.4 und 5.3 rekonstruierten Punkte im Raum. Der rote Punkt steht für die Position von  $C$ , der grüne für die Position von  $C'$ . Die blauen Punkte sind die rekonstruierten Punkte, die beiden Bilder 5.4 und 5.3.

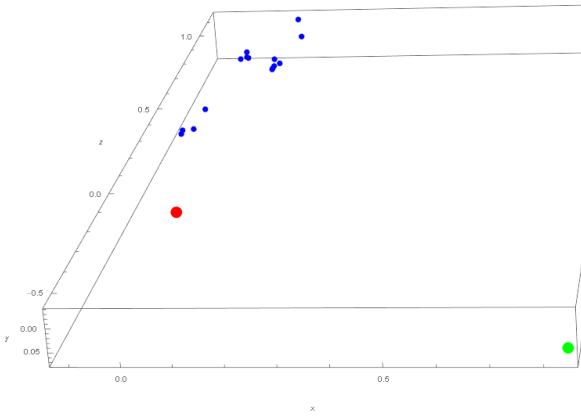


Abbildung 5.15: Rekonstruierte Szene, unskaliert in Pixeleinheiten

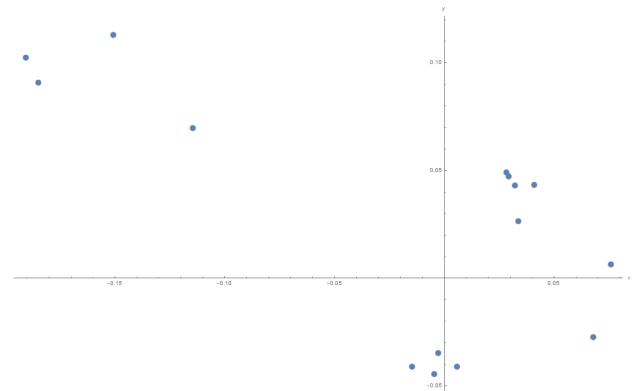


Abbildung 5.16: Rekonstruierte Szene, unskaliert, in Pixeleinheiten und in einem 2D-Plot angezeigt

## 5.5 Ergebnisse einer Stereoanalyse mit Kameras unterschiedlicher Auflösung

Für den Test, ob Szeneriekonstruktion im Realbeispiel auch mit unterschiedlichen Kameraauflösungen funktioniert, wurde die Kameramatrix  $K'$  von  $C'$  künstlich skaliert. Wie aus Kapitel 2, hat diese die Form

$$K' = \begin{bmatrix} k_x\zeta & s & V_{\sigma,x} \\ 0 & k_y\zeta & V_{\sigma,y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.45)$$

Um die Auflösung von  $K'$  zu verändern, werden die Matrixeinträge  $k_x\zeta$  und  $k_y\zeta$  jeweils noch um eine beliebige Skalierung erweitert. Als Beispiel wurde  $K'$  fünf mal unterschiedlich skaliert und zwar mit den Verhältnissen  $[2 : 2]$ ,  $[5 : 2]$ ,  $[1 : 2]$  und  $[1.2 : 2.3]$ .

$$\begin{aligned} K'_{[2:2]} &= \begin{bmatrix} k_x\zeta \cdot 2 & s & V_{\sigma,x} \cdot 2 \\ 0 & k_y\zeta \cdot 2 & V_{\sigma,y} \cdot 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ K'_{[5:2]} &= \begin{bmatrix} k_x\zeta \cdot 5 & s & V_{\sigma,x} \cdot 5 \\ 0 & k_y\zeta \cdot 2 & V_{\sigma,y} \cdot 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ K'_{[1:2]} &= \begin{bmatrix} k_x\zeta \cdot 1 & s & V_{\sigma,x} \cdot 1 \\ 0 & k_y\zeta \cdot 2 & V_{\sigma,y} \cdot 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ K'_{[1.2:2.3]} &= \begin{bmatrix} k_x\zeta \cdot 1.2 & s & V_{\sigma,x} \cdot 1.2 \\ 0 & k_y\zeta \cdot 2.3 & V_{\sigma,y} \cdot 2.3 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Von den detektierten korrespondierenden Bildpunkten des SURF-Algorithmus wurden die Bildpunkte des zweiten Bildes von  $C'$  auch um die selben Verhältnisse skaliert.

$$m_{\sigma[2:2]} = m_{\sigma} \cdot \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.46)$$

$$m_{\sigma[5:2]} = m_{\sigma} \cdot \begin{pmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.47)$$

$$m_{\sigma[1:2]} = m_{\sigma} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.48)$$

$$m_{\sigma[1.2:2.3]} = m_{\sigma} \cdot \begin{pmatrix} 1.2 & 0 & 0 \\ 0 & 2.3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.49)$$

Der Szenenrekonstruktionsalgorithmus wurde für jede Kameraauflösung getestet. Die vier Lösungen der Bestimmung der extrinsischen Parameter sind in den Abbildungen 5.17, 5.18, 5.19 und 5.20 zu sehen. Abbildung ?? zeigt die vier Lösungen bei gleicher Kameraauflösung. Zu beobachten ist, dass sich die Lösungen bei unterschiedlichen Auflösungen nicht unterscheiden. Die geringen Abweichungen in den Nachkommastellen sind auf die Ungenauigkeiten der Bilddaten zurückzuführen.

$$\begin{aligned}
T1 &= \begin{pmatrix} 0.991092 & 0.120891 & 0.0558752 & -0.812277 \\ -0.120366 & 0.992649 & -0.0126719 & 0.0389145 \\ -0.0569964 & 0.00583352 & 0.998357 & 0.581973 \end{pmatrix} \\
T2 &= \begin{pmatrix} 0.991092 & 0.120891 & 0.0558752 & 0.812277 \\ -0.120366 & 0.992649 & -0.0126719 & -0.0389145 \\ -0.0569964 & 0.00583352 & 0.998357 & -0.581973 \end{pmatrix} \\
T3 &= \begin{pmatrix} 0.378236 & -0.0296342 & -0.925235 & -0.812277 \\ 0.0547644 & -0.997021 & 0.0543212 & 0.0389145 \\ -0.924088 & -0.0712161 & -0.375487 & 0.581973 \end{pmatrix} \\
T4 &= \begin{pmatrix} 0.378236 & -0.0296342 & -0.925235 & 0.812277 \\ 0.0547644 & -0.997021 & 0.0543212 & -0.0389145 \\ -0.924088 & -0.0712161 & -0.375487 & -0.581973 \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

Abbildung 5.17: Zeigt die rekonstruierte Matrix  $T'$  bei unveränderter Auflösung. Die Auflösungen von  $C_\delta$  und  $C'_\delta$  sind die selben.

$$\begin{aligned}
T1 &= \begin{pmatrix} 0.990947 & 0.120272 & 0.0596553 & -0.810768 \\ -0.119751 & 0.992728 & -0.0122401 & 0.0387536 \\ -0.0606937 & 0.0049855 & 0.998144 & 0.584083 \end{pmatrix} \\
T2 &= \begin{pmatrix} 0.990947 & 0.120272 & 0.0596553 & 0.810768 \\ -0.119751 & 0.992728 & -0.0122401 & -0.0387536 \\ -0.0606937 & 0.0049855 & 0.998144 & -0.584083 \end{pmatrix} \\
T3 &= \begin{pmatrix} 0.37685 & -0.0292569 & -0.925812 & -0.810768 \\ 0.0543725 & -0.997079 & 0.0536412 & 0.0387536 \\ -0.924677 & -0.0705534 & -0.374158 & 0.584083 \end{pmatrix} \\
T4 &= \begin{pmatrix} 0.37685 & -0.0292569 & -0.925812 & 0.810768 \\ 0.0543725 & -0.997079 & 0.0536412 & -0.0387536 \\ -0.924677 & -0.0705534 & -0.374158 & -0.584083 \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

Abbildung 5.19: Zeigt die rekonstruierte Matrix  $T'$  wenn  $K'$  mit einem Verhältnis von  $[1 : 2]$  skaliert wurde

Die Abbildungen 5.21, 5.22 und 5.23 zeigen einmal die Rekonstruierten Punkte in einem 3D-Plot und daneben den 2D-Plot. Auch hier kann beobachtet werden, dass es immer zu den gleichen rekonstruierten Szenen. In Abbildung 5.22 ist die Rekonstruktion in einem links drehendem Koordinatensystem geplottet, weshalb die Rekonstitution spiegelverkehrt wirkt.

$$\begin{aligned}
T1 &= \begin{pmatrix} 0.991142 & 0.121017 & 0.0546967 & 0.812113 \\ -0.120498 & 0.992632 & -0.0126975 & -0.0388039 \\ -0.0558303 & 0.00599422 & 0.998422 & -0.582208 \end{pmatrix} \\
T2 &= \begin{pmatrix} 0.991142 & 0.121017 & 0.0546967 & -0.812113 \\ -0.120498 & 0.992632 & -0.0126975 & 0.0388039 \\ -0.0558303 & 0.00599422 & 0.998422 & 0.582208 \end{pmatrix} \\
T3 &= \begin{pmatrix} 0.376619 & -0.0296193 & -0.925895 & 0.812113 \\ 0.0551443 & -0.996999 & 0.0543246 & -0.0388039 \\ -0.924725 & -0.0715175 & -0.373856 & -0.582208 \end{pmatrix} \\
T4 &= \begin{pmatrix} 0.376619 & -0.0296193 & -0.925895 & -0.812113 \\ 0.0551443 & -0.996999 & 0.0543246 & 0.0388039 \\ -0.924725 & -0.0715175 & -0.373856 & 0.582208 \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

Abbildung 5.18: Zeigt die rekonstruierte Matrix  $T'$  wenn  $K'$  mit einem Verhältnis von  $[5 : 2]$  skaliert wurde

$$\begin{aligned}
T1 &= \begin{pmatrix} 0.990963 & 0.12034 & 0.0592445 & -0.81095 \\ -0.119818 & 0.99272 & -0.0122887 & 0.0387766 \\ -0.060292 & 0.0050791 & 0.998168 & 0.583829 \end{pmatrix} \\
T2 &= \begin{pmatrix} 0.990963 & 0.12034 & 0.0592445 & 0.81095 \\ -0.119818 & 0.99272 & -0.0122887 & -0.0387766 \\ -0.060292 & 0.0050791 & 0.998168 & -0.583829 \end{pmatrix} \\
T3 &= \begin{pmatrix} 0.377058 & -0.0293027 & -0.925726 & -0.81095 \\ 0.0544044 & -0.997073 & 0.0537206 & 0.0387766 \\ -0.92459 & -0.0706194 & -0.37436 & 0.583829 \end{pmatrix} \\
T4 &= \begin{pmatrix} 0.377058 & -0.0293027 & -0.925726 & 0.81095 \\ 0.0544044 & -0.997073 & 0.0537206 & -0.0387766 \\ -0.92459 & -0.0706194 & -0.37436 & -0.583829 \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

Abbildung 5.20: Zeigt die rekonstruierte Matrix  $T'$  wenn  $K'$  mit einem Verhältnis von  $[1.2 : 2.3]$  skaliert wurde

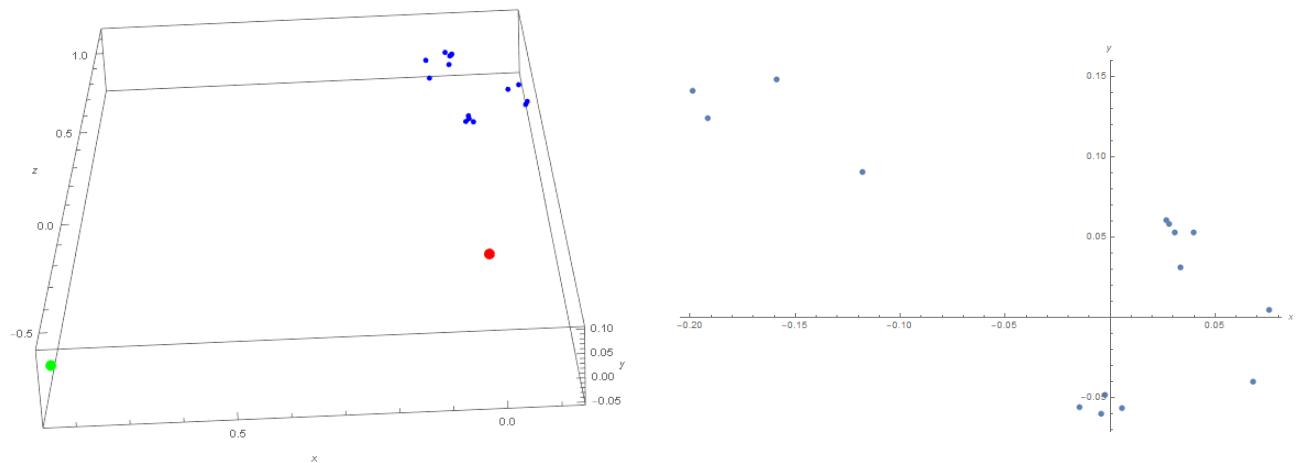


Abbildung 5.21: Rekonstruierte Szene, wenn  $K'$  mit einem Verhältnis von  $[5 : 2]$  skaliert wurde

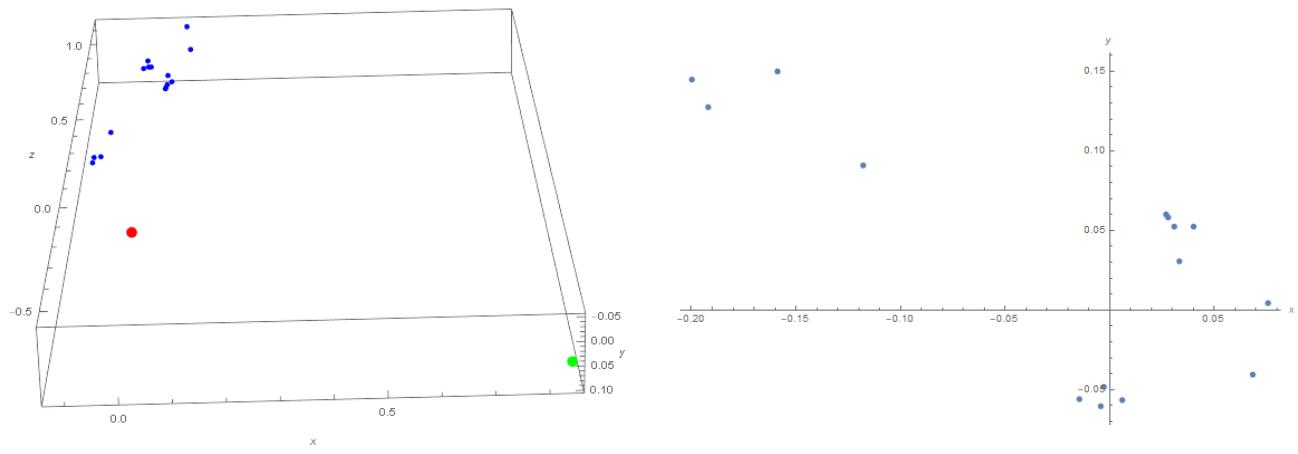


Abbildung 5.22: Rekonstruierte Szene, wenn  $K'$  mit einem Verhältnis von  $[1 : 2]$  skaliert wurde

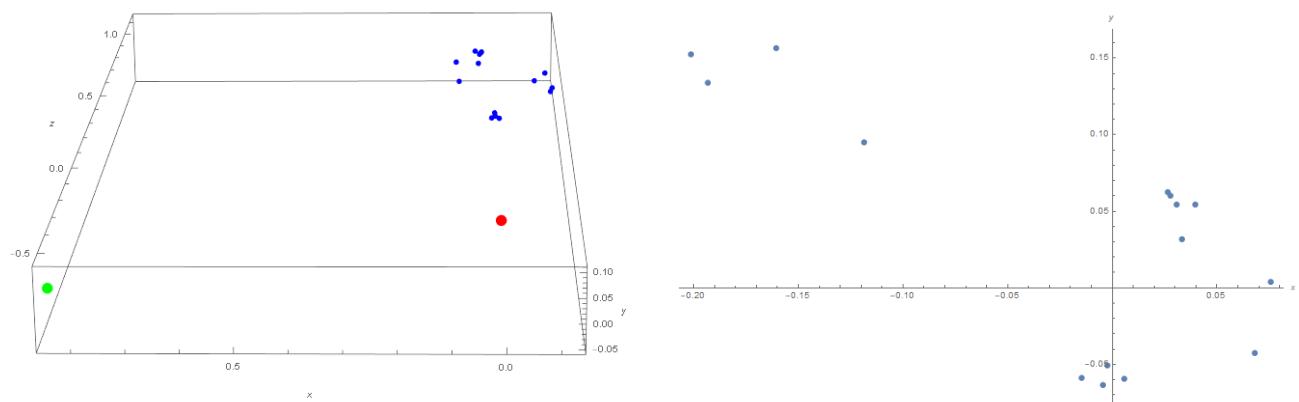


Abbildung 5.23: Rekonstruierte Szene, wenn  $K'$  mit einem Verhältnis von  $[1.2 : 2.3]$  skaliert wurde

# 6 Vergleich mit anderen Computer Vision Applikationen

Ein weit verbreiteter Ansatz der Stereobildanalyse basiert auf zuvor Rektifizierten Bildern. Rektifizierte Bilder zeichnen sich dadurch aus, dass die jeweiligen Epipole der Bilder ins unendliche projiziert werden, was dazu führt, dass die jeweiligen Epipolarlinien der Bilder parallel zueinander verlaufen. Anschließend werden die Epipole noch so rotiert, dass die Epipolarlinien in einheitlichen Scanlinien über beide Bilder verlaufen. In Abbildung 6.1 ist das graphisch dargestellt [28, 29, 30, 31, 15].

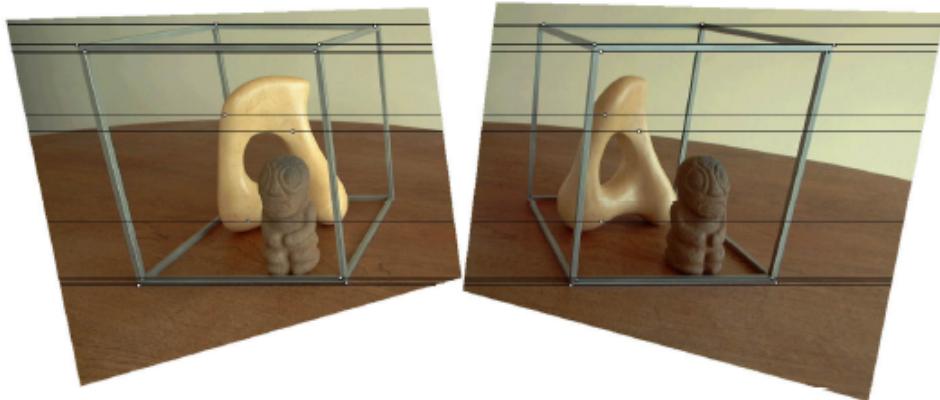


Abbildung 6.1: Beispiel eines rektifizierten Bildes. Die Epipole beider Bilder sind ins unendliche projiziert worden. Des Weiteren wurden die Epipole so rotiert, dass die Epipolarlinien zu einheitlichen Scanlinien über beide Bilder verlaufen. Quelle: [30]

Anhand der so entstandenen Scanlinien, wird die Suche nach weiteren korrespondierenden Punkten auf eine eindimensionale Suche beschränkt, da nur noch entlang der entsprechenden korrespondierenden Epipolarlinie gesucht wird. Die Rektifizierung, macht es somit möglich die Bildpunkte kompletter Bilder mit relativ geringem Rechenaufwand zu rekonstruieren [30, 28, 29]. Jedoch verlangen viele Rektifizierungsansätze als Voraussetzung, dass das verwendetet Stereobildpaar die selbe Auflösung besitzt.

Der in dieser Arbeit entwickelte Szenenrekonstruktionsalgorithmus wurde so entwickelt, dass eine Rektifizierung der Bilder, nicht notwendig wird. Der Grund dafür ist, dass ein Algorithmus entsteht, welcher auch mit Bildern unterschiedlicher Kameraauflösungen eine erfolgreiche Rekonstruktion vollbringt.

Im Verlauf des Kapitels wird zunächst der Arbeitsprozess der Stereoanalyse auf Basis von Bildrektifizierungen erläutert. Anschließend wird ein Rektifizierungsalgorithmus nach [30] vorgestellt werden, welcher nur durch Vorwissen von 9 korrespondierenden Punkten und der daraus resultierenden Fundamentalmatrix eine Rektifizierung zweier Bilder ermöglicht. Der Rektifizierungsalgorithmus wurde anhand des synthetischen Stereoaufbaus aus Kapitel 4 implementiert. Mit dem so entstandenen Algorithmus werden zunächst zwei Bilder gleicher Auflösung rektifiziert und danach werden zwei Tests mit Bildern unterschiedlicher Auflösung aufgezeigt und analysiert.

## 6.1 Szenenrekonstruktion mit Rektifizierung

Da bestimmte Formen der Rektifizierung keine vorherige Kalibrierung der Kameras benötigen, wird diese Methode in den meisten gängigen Echtzeit-Szenenrekonstruktionen eingesetzt. [28, 29, 32]. Der

Arbeitsprozess für die Szenenrekonstruktion auf Basis von rektifizierten Bildern, welcher in Abbildung 6.2 schematisch dargestellt ist, unterscheidet sich etwas zu den bereits bekannten Arbeitsprozessen, welche in den Abbildungen 4.1 und 5.1 zusammengefasst sind.

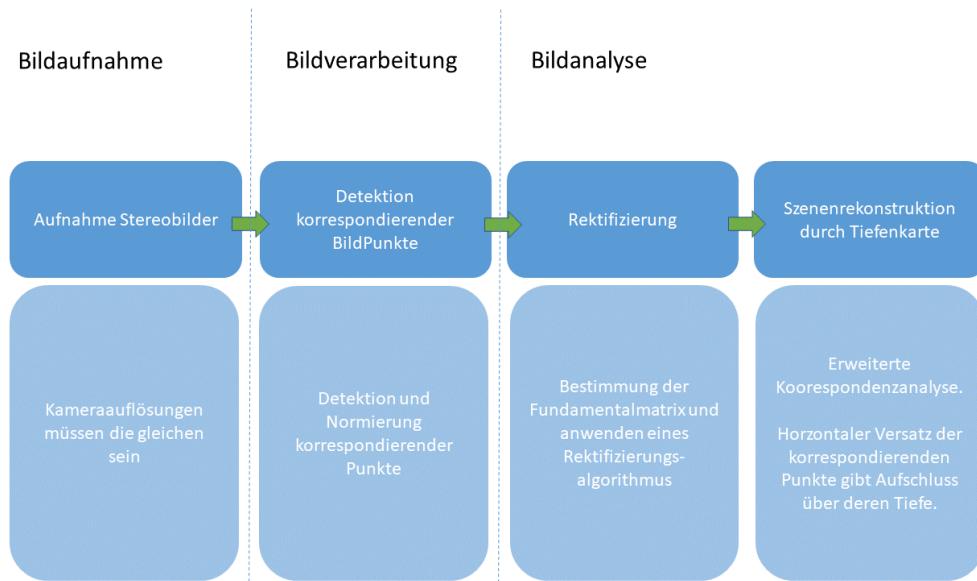


Abbildung 6.2: Ablaufdiagramm der Szenenrekonstruktion basierend auf einem Rektifizierungsansatz

Der entscheidende Unterschied zwischen den beiden Ansätzen liegt im Abschnitt der Bildanalyse. Es wird davon ausgegangen, dass die intrinsischen Kameraparameter im einzelnen nicht bekannt sind. Der Ansatz beinhaltet auch keinen Kalibrierungsschritt, in welchem intrinsische oder extrinsische Kameraparameter bestimmt werden sollen. Das Ziel, des in Abbildung 6.2 gezeigten Ansatzes, ist es eine 3D-Szene mit möglichst wenig Informationen aus einem Stereobildpaar zu rekonstruieren [30, 29, 28, 15].

Zunächst werden acht bis neun korrespondierende Punkte in einem Stereobildpaar detektiert. Aus den zuvor noch, wie in Kapitel 5 beschriebenen, normierten korrespondierenden Punkten wird eine Fundamentalmatrix  $F$  bestimmt. Aus den korrespondierenden Punkten und der Fundamentalmatrix  $F$  wird ein Rektifizierungsalgorithmus, wie beispielsweise in Kapitel 6.2, angewandt, welcher zwei Stereobilder so transformiert, dass ihre Epipolarlinien zu horizontal ausgerichteten Scanlinien werden, wie in Abbildung 6.1 zu sehen ist.

Mit Hilfe dieser entstandenen Scanlinien, wird die Suche nach weiteren korrespondierenden Punkten von einer zweidimensionalen auf eine eindimensionale Suche runter gebrochen, da sich diese jeweils entlang der zum Punkte entsprechenden korrespondierenden Epipolarlinien befinden [30, 28, 29].

Es wird davon ausgegangen, dass die Bilder aus zwei verschiedenen Blickwinkeln aufgenommen wurden. Nach der Rektifizierung ist zwischen zwei korrespondierenden Punkten ein horizontaler Versatz zu verzeichnen, wie in Abbildung 6.3 in den ersten beiden Bildern zu sehen ist. Dieser Versatz entsteht durch den Abstand der beiden Kameras zueinander. Der Versatz zwischen den beiden korrespondierenden Punkten wird als Disparität bezeichnet. Je weiter ein Objekt von den Kameras weg ist, desto geringer ist die zu verzeichnende Disparität [29].

Bei der Disparität handelt es sich um einen numerischen Wert. Diesem Wert kann je nach Größe ein Grauwert zugeordnet werden. Je größer eine Disparität zwischen zwei Punkten ist, desto heller wird der entsprechende Grauwert gewählt und je geringer die Disparität desto dunkler wird der Grauwert. Anhand der zugeordneten Grauwerte kann ein Bild generiert werden, welches auch als Disparitätskarte oder Tiefenkarte bezeichnet wird [29, 33]. Diese Disparitätskarte gibt ein Maß für die Tiefe der Objekte in der Szene an [29, 33].



Abbildung 6.3: In den oberen beiden Bildern sind in blau zwei korrespondierende Epipolarlinien zu sehen, die zusammen eine Scanlinie bilden. Im Bild darunter ist eine aus den Disparitäten zweier Bilder zueinander entstandene Disparitäts beziehungsweise Tiefenkarthe zu sehen. Quelle: [29]

Voraussetzung für dieses Verfahren ist es jedoch, dass beide Bilder mit Kameras gleicher Auflösung aufgenommen wurden. Bei unterschiedlichen Auflösungen ist es mit dem in 6.2 aufgezeigten Rektifizierungsalgorithmus prinzipiell möglich Bilder unterschiedlicher Auflösung zu rektifizieren. Dabei wird je nach dem das größere Bild gestaucht oder das kleinere Bild aufgezogen, so dass die Epipolarlinien beider Bilder wieder zu einheitlichen Scanlinien werden.

Jedoch kann es dadurch gerade bei starken Auflösungsunterschieden zu Ungenauigkeiten in der erweiterten Korrespondenzanalyse kommen, da ein Pixel in einem Bild je nach dem deutlich größer definiert ist als im anderen Bild. Mögliche Lösung hierfür wäre es zum Beispiel die Pixelgrößen vor der erweiterten Korrespondenzanalyse über Nachbarschaftsoperationen so anzugeleichen, dass mehrere benachbarte Pixel des größeren Bildes mit einem Pixel des kleineren korrespondiert.

## 6.2 Rektifizierung mit Homographien

Im Folgenden wird ein Rektifizierungsalgorithmus nach *Zhang*[30] vorgestellt. Diese recht aufwendige Art der Rektifikation zeichnet sich durch minimale Voraussetzungen an die Ursprungsbilder aus. Alle notwendigen Informationen zur Rektifikation werden aus der Fundamentalmatrix gewonnen. Zusätzlich zur Fundamentalmatrix muss noch die Lage der jeweiligen Epipole bekannt sein[15]. Anhand des entstandenen Algorithmus wird dann im Nachhinein getestet, ob Bilder unterschiedlicher Auflösung richtig rektifiziert werden können und was die Ergebnisse für den weiteren Verlauf der Szenenrekonstruktion bedeuten könnten.

Für den Rektifizierungsansatz wird pro Bild eine Homographiematrix  $H$  und  $H'$  aufgestellt. Die Rektifizierung aller Bildpunkte  $m_\sigma$  und  $m'_{\sigma'}$  erfolgt durch Gleichung 6.2

$$\bar{m}_\sigma = H m_\sigma \quad (6.1)$$

$$\bar{m}'_{\sigma'} = H' m'_{\sigma'} \quad (6.2)$$

Die Fundamentalmatrix, welche aus den Rektifizierten korrespondierenden Punkte resultiert, wird mit  $\bar{F}$  bezeichnet[30, 15]:

$$\bar{m}'_{\sigma'}^T \bar{F} \bar{m}_\sigma = 0 \quad (6.3)$$

$$\rightsquigarrow m'^T_{\sigma'} H'^T \bar{F} H m_\sigma = 0 \quad (6.4)$$

$$\rightsquigarrow F = H'^T [i] \times H \quad (6.5)$$

Die Homographien  $H$  und  $H'$  werden in die projektiven Komponenten  $H_p$  und  $H'_p$  und die affinen Komponente  $H_a$  und  $H'_a$  unterteilt. Die affine Komponenten wird wiederum in zwei weitere Komponenten unterteilt.  $H_r$  steht für eine Ähnlichkeitstransformation und  $H_s$  bezeichnet eine Scherungstransformation[30, 15].

$$H = H_a H_p \quad \rightsquigarrow H = H_s H_r H_p \quad (6.6)$$

$$H' = H'_a H'_p \quad \rightsquigarrow H' = H'_s H'_r H'_p \quad (6.7)$$

$$(6.8)$$

$H_p$  bezeichnet die projektiven Komponenten und  $H_a$  steht für die affine Komponente. Die affine Komponenten wird wiederum in zwei weitere Komponenten unterteilt.  $H_r$  steht für eine Ähnlichkeitstransformation und  $H_s$  beinhaltet einen Scherungstransformation.  $H_p$  beinhaltet sämtliche projektiven Transformationen, welche dafür sorgen, dass der Epipol  $e$  ins Unendliche projiziert wird und die Epipolarlinien parallel zueinander, jedoch noch nicht parallel zur horizontalen Achse sind[30, 15].  $H_r$  ist eine Rotationsmatrix, welche die Epipolarlinien parallel zu horizontalen Achse ausrichtet.  $H_s$  ist eine Scherungsmatrix, welche durch Minimierung versucht die durch die Rektifizierung entstandenen projektiven Verzerrungen bestmöglich auszugleichen[30, 15].

Die Reihen der Homographiematrizen  $H$  und  $H'$  beschreiben drei Linien  $u$ ,  $v$  und  $w$ , welche jeweils durch den Epipol verlaufen. Die Linien  $v$  und  $v'$  sowie  $w$  und  $w'$  sind korrespondierende Epipolarlinien. Durch diese geometrische Bedingung wird eine Verbindung der beiden Bilder zueinander.

$$H = \begin{bmatrix} u^T \\ v^T \\ w^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_a & u_b & u_c \\ v_a & v_b & v_c \\ w_a & w_b & w_c \end{bmatrix} \quad (6.9)$$

$$H' = \begin{bmatrix} u'^T \\ v'^T \\ w'^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u'_a & u'_b & u'_c \\ v'_a & v'_b & v'_c \\ w'_a & w'_b & w'_c \end{bmatrix} \quad (6.10)$$

Bevor die Matrizen  $H$  und  $H'$  in ihre projektiven und affinen Komponenten zerlegt werden, wird die letzte Komponenten  $w_c$  und  $w'_c$  durch Division eliminiert um somit skaleninvariante Matrizen  $H$  und  $H'$  zu bekommen[30, 15].

$$H = \begin{bmatrix} u^T \\ v^T \\ w^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_a & u_b & u_c \\ v_a & v_b & v_c \\ w_a & w_b & 1 \end{bmatrix} \quad (6.11)$$

$$H' = \begin{bmatrix} u'^T \\ v'^T \\ w'^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u'_a & u'_b & u'_c \\ v'_a & v'_b & v'_c \\ w'_a & w'_b & 1 \end{bmatrix} \quad (6.12)$$

Die Matrizen  $H_p$  und  $H'_p$  beschreiben den projektiven Teil von  $H$  und  $H'$ . Sie wirken sich auf den projektiven Teil eines Punktes aus und werden dazu verwendet die Epipole ins unendliche zu projizieren[30, 15].

$$H_p = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ w_a & w_b & 1 \end{bmatrix} \quad (6.13)$$

Für die affinen Komponenten  $H_a$  und  $H'_a$  gilt:

$$H_a = H \cdot H_p^{-1} = \begin{bmatrix} u_a - v_c w_b & v_c w_a - v_a & 0 \\ v_a - v_c w_a & v_b - v_c w_b & v_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.14)$$

Des Weiteren gilt für  $H_a$  und  $H'_a$ , dass jeweils nochmal in eine Rotationsmatrix  $H_r$  und  $H'_r$  und eine Scherungsmatrix  $H_s$  und  $H'_s$  zerlegt werden[30, 15].

$$H_a = H_s \cdot H_r \quad (6.15)$$

$$H_r = \begin{bmatrix} v_b - v_c w_b & v_a - v_c w_a & 0 \\ v_a - v_c w_a & v_b - v_c w_b & v_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.16)$$

$$H_s = \begin{bmatrix} u_a & u_b & u_c \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.17)$$

### 6.2.1 Projektive Transformation

Im Folgenden wird die Herleitung der Matrizen  $H_p$  und  $H'_p$  beschrieben. Die projektiven Matrizen  $H_p$  und  $H'_p$  werden von den Linien  $w$  und  $w'$ , welche durch den Epipol verlaufen bestimmt.  $w$  und  $w'$  sind nicht willkürlich. Definiert werden sie durch eine Richtung  $z = [\lambda \ \mu \ 0]^T$ .  $z$  soll dabei so gewählt werden, dass die durch die Rektifizierung entstehenden Bildverzerrungen in beiden Bildern minimal bleibt. Die Linien  $w$  und  $w'$  werden wie folgt definiert.

$$w = [e]_x \cdot z \quad (6.18)$$

$$w' = F \cdot z \quad (6.19)$$

Unter der Minimierung versteht man in diesem Falle, dass versucht wird ein  $z$  zu finden, welches  $w = (w_a, w_b, w_c)^T$  und  $w' = (w'_a, w'_b, w'_c)^T$  so definiert, dass die Einträge  $w_a$  und  $w_b$  und auch  $w'_a$  und  $w'_b$  in  $H_p$  und  $H'_p$  nahezu null sind. Anders ausgedrückt es wird versucht die projektive Matrizen  $H_p$  und  $H'_p$  so affin wie möglich zu machen[30].

$$H_p = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ w_a & w_b & 1 \end{bmatrix} \quad (6.20)$$

Sollte es der Fall sein, dass beispielsweise Epipole  $e$  bereits im unendlichen wären, so wären  $w_a = 0$  und  $w_b = 0$ . In diesem Fall wäre eine projektive Transformation für diesen Epipol nicht mehr nötig.

Für die Minimierung wird die Methode der kleinsten Quadrate auf angewandt. Die Methode der kleinsten Quadrate ist ein mathematisches Standardverfahren für eine Ausgleichsrechnung, mit deren Hilfe aus der Menge der Bildpunkten beider Bilder ein Wert für  $z$  ermittelt werden soll[34]. Für  $z$  gilt mit  $z = [\lambda \ \mu \ 0]^T$  bereits die Bedingung, dass es sich um einen Punkt im unendlichen handeln soll.  $\lambda$  und  $\mu$ , sollen dabei einen Wert annehmen, welcher am nächsten an den Punkteansammlungen beider Bilder ist.

Um ein solchen  $z$  zu ermitteln, werden zunächst die Gewichtungen der Punkte beider Bilder benötigt.  $p_i$  beinhaltet alle Punkte von Bild eins und  $p_j$  beinhaltet alle Punkte von Bild zwei. Ein Punkt  $p_{i1} = [p_{i1,u} \ p_{i1,v} \ 1]^T$  aus Bild eins soll zu einem Punkt  $p_{i1} = \left[\frac{p_{i1,u}}{w_i} \ \frac{p_{i1,v}}{w_i} \ 1\right]^T$  mit  $w_i$  gleich der Gewichtung

$$w_i = w^T p_i \quad (6.21)$$

transformiert werden. Dasselbe soll auch für die Punkte  $p_j$  im zweiten Bild geschehen. Sind die Gewichtungen beider Bilder gleich, so ergibt sich keine projektive Verzerrung und sowohl  $H_p$  also auch  $H'_p$  sind in dem Fall affine Transformationen und die Epipole wären bereits im unendlichen. Angenommen beide Epipole befinden sich noch nicht im unendlichen, so können die Gewichtungen der Punkte beider Bilder nicht gleich sein[30].

Das Ziel ist, die Abweichung der Gewichtungen der Punkte beider Bilder zueinander so gering wie möglich zu machen. Die Rektifizierung wurde anhand des synthetischen Beispiels in Kapitel 4 implementiert. Dem entsprechend bilden die Abbildungen der Eckpunkte des Quaders auf den Sensoren der virtuellen Kameras, die Punkte in  $p_i$  und  $p_j$  anhand welcher die Rektifizierung durchgeführt werden soll.

Der Wert  $p_c$  ergibt sich aus der Mittelung aller verwendeten Punkte eines Bildes  $p_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i$  und gibt den Bildmittelpunkt an.  $w_c$  ist die Gewichtung am Bildmittelpunkt und wird berechnet mit

$$w_c = w^T p_c \quad (6.22)$$

Die Abweichung der Gewichtungen wird bezüglich der Gewichtung des Bildzentrums  $w_c$  gemessen.

$$\sum_{i=1}^n \left[ \frac{w_i - w_c}{w_c} \right]^2 \quad (6.23)$$

$$\rightsquigarrow \sum_{i=1}^n \left[ \frac{w^T(p_i - p_c)}{w^T p_c} \right]^2 \rightsquigarrow \sum_{i=1}^n \left[ \frac{w^T(p_i - p_c)(p_i - p_c)^T w}{w^T p_c p_c^T w} \right] \quad (6.24)$$

Vereinfacht lässt sich das auch in einer Matrixgleichung in Form von

$$\frac{w^T P P^T w}{w^T p_c p_c^T w} \quad (6.25)$$

angeben, in welcher für  $P$  gilt:

$$P = \begin{bmatrix} p_{1,u} - p_{c,u} & p_{2,u} - p_{c,u} & \dots & p_{i,u} - p_{c,u} \\ p_{1,v} - p_{c,v} & p_{2,v} - p_{c,v} & \dots & p_{i,v} - p_{c,v} \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (6.26)$$

Für die Punkte  $p_j$  in Bild zwei ergibt sich dann entsprechend die Matrixgleichung:

$$\frac{w'^T P' P'^T w'}{w'^T p'_c p'_c^T w'} \quad (6.27)$$

$w$  und  $w^T$  werden nun noch mit ihren Definitionen aus den Gleichungen 6.18 und 6.19 ersetzt und die Gleichungen 6.25 und 6.27 als Summiert und als eine Funktion von  $z$  ausgedrückt[30].

$$\frac{z^T [e]_x^T P P^T [e]_x z}{z^T [e]_x^T p_c p_c^T [e]_x z} + \frac{z^T F^T P' P'^T F z}{z^T F^T p'_c p'_c^T F z} \quad (6.28)$$

Gleichung 6.28 wird noch vereinfach mit:

$$A = [e]_x^T P P^T [e]_x \quad (6.29)$$

$$B = [e]_x^T p_c p_c^T [e]_x \quad (6.30)$$

$$A' = F^T P' P'^T F \quad (6.31)$$

$$B' = F^T p'_c p'_c^T F \quad (6.32)$$

$$\rightsquigarrow \frac{z^T A z}{z^T B z} + \frac{z^T A' z}{z^T B' F z} \quad (6.33)$$

Da bereits fest gesetzt ist dass die dritte Komponente von  $z$  gleich 0 sein wird, wird  $z$  im Folgenden als zweidimensionaler vektor mit  $z = \begin{pmatrix} \lambda \\ \mu \end{pmatrix}$  dargestellt.  $A, B, A'$  und  $B'$  sind 3x3-Matrizen, von denen dann nur noch der erste  $2 \times 2$ - Block wichtig ist.

Für eine nicht lineare Optimierung wird das gesamte Polynom aufgeteilt, so minimieren wir zunächst  $\frac{z^T A z}{z^T B z}$  und danach  $\frac{z^T A' z}{z^T B' z}$ . So entstehen für  $z$  zunächst zwei Lösungen  $\hat{z}_1$  und  $\hat{z}_2$ , welche über eine Mittelung eine ersten Schätzung für  $z$  geben[30].

$$z = \frac{\frac{\hat{z}_1}{\|\hat{z}_1\|} + \frac{\hat{z}_2}{\|\hat{z}_2\|}}{2} \quad (6.34)$$

Da es sich um eine nicht lineare Optimierung handelt ist die Minimierung von  $\frac{z^T A z}{z^T B z}$  gleichzusetzen mit der Maximierung von  $\frac{z^T B z}{z^T A z}$ . Beide werden als eine Funktion von  $f(z)$  definiert. Matrix  $A$  wird mit der Choleskyzerlegung[35] in zwei höhere Dreiecksmatrizen zerlegt  $A = D^T D$ . Dies geht nur da

$A$  nachweislich eine symmetrische und positiv-definite Matrix ist[36, 35]. Des Weiteren wird definiert, dass  $y = Dz$  ist und  $f(z)$  wird dann zu  $\hat{f}(y)$ [30].

$$A = D^T D \quad (6.35)$$

$$y = Dz \rightsquigarrow z = D^{-1}y \quad (6.36)$$

$$f(z) = \frac{z^T B z}{z^T A z} \quad (6.37)$$

$$\rightsquigarrow f(z) = \frac{z^T B z}{z^T D^T D z} \quad (6.38)$$

$$\hat{f}(y) = \frac{y^T D^{-T} B D^{-1} y}{y^T y} \quad (6.39)$$

Da  $y$  bis auf einen Skalierungsfaktor bestimmt ist, kann angenommen werden, dass  $\|y\| = 1$  gilt.  $\hat{f}(y)$  ist maximiert, wenn  $y$  gleich dem Eigenvektor von  $D^{-T} B D - 1$  ist, welcher mit dem größten Eigenwert von  $D^{-T} B D - 1$  assoziiert wird[30]. Für  $\hat{z}_1$  ergibt sich  $\hat{z}_1 = D^{-1}y$ . Exakt das selbe Verfahren wird für die Bestimmung von  $z_2$  mit  $\frac{z^T B' z}{z^T A' z}$  angewandt[30].

Sind  $z_1, z_2$  und durch Mittelung der beiden eine erste Schätzung für  $z$  gefunden, so kann ein Wert für  $z$  gesucht werden, welcher noch näher an ein optimales Ergebnis heranreicht. Beide Lösungen  $z_1$  und  $z_2$ , werden in die Funktion  $f(z)$  eingesetzt und es wird ein gemeinsames Minimum gesucht[30]. So kann iterativ eine optimale Lösung für  $z$  gefunden werden. Ist der Wert für  $z$  bestimmt, so kann dieser die Gleichungen 6.18 und 6.19 eingesetzt werden und  $w$  beziehungsweise  $w'$  bestimmt werden. Die Einträge der Matrizen  $H_p$  und  $H'_p$  wären mit  $w = (w_a, w_b, w_c)^T$  und  $w' = (w'_a, w'_b, w'_c)^T$  bestimmt[30].

Auf diese Weise wurden im synthetischen Beispiel die Matrizen  $H_p$  und  $H'_p$  bestimmt und auf die Abbildungen des Quaders angewandt. Abbildung 6.4 zeigt die unrektifizierten Abbildungen der Quader in den Kameras. In grün ist die Abbildung des Quaders in  $C$  zu sehen und in rot ist die Abbildung des Quaders in  $C'$ . Abbildung 6.5 zeigt in blau die Epipolarlinien beider Abbildungen, welche sich in den jeweiligen Epipolen treffen.

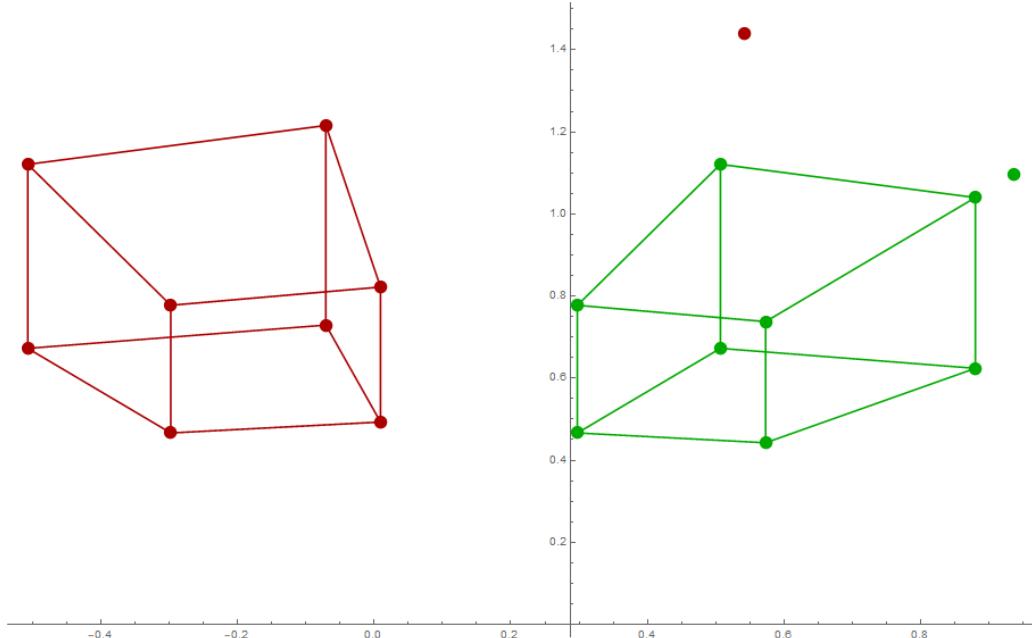


Abbildung 6.4: Aufnahmen zweier Kameramodelle mit den selben Auflösungen, Kamera eins(Grün) und Kamera(rot) zwei gelten jeweils  $\zeta = 1$

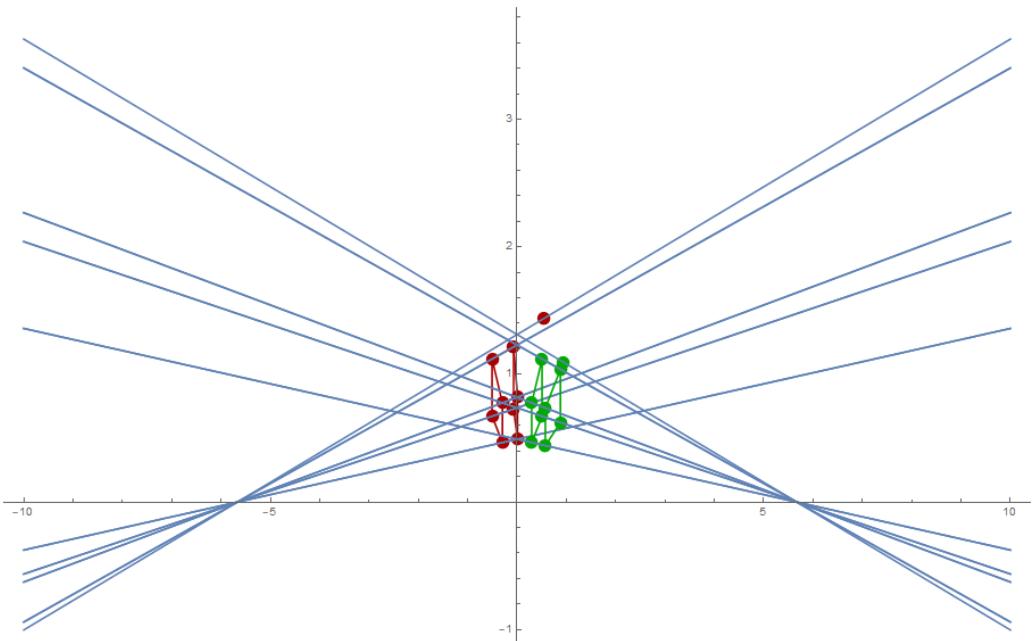


Abbildung 6.5: Epipole für Kamera eins und Kamera zwei vor der Rektifizierung

Nach Transformieren der Abbildungspunkte mit den Matrizen  $H_p$  und  $H'_p$  wurden die Epipole ins unendliche transformiert. Die Epipolarlinien verlaufen jetzt parallel zueinander, jedoch noch nicht zwingend parallel zur horizontalen Achse. In den Abbildungen 6.6 und 6.7 ist das Ergebnis der mit  $H_p$  und  $H'_p$  transformierten Bildpunkte zu sehen.

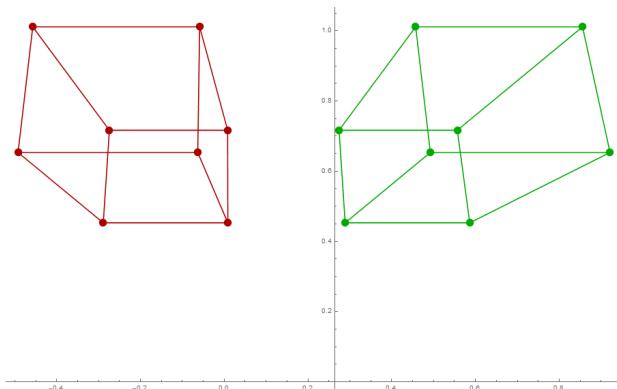


Abbildung 6.6: Abbildungen der Quader nach der Transformation mit  $H_p$  und  $H'_p$

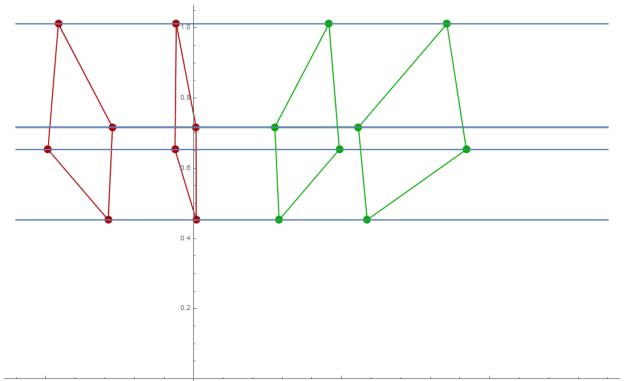


Abbildung 6.7: Abbildungen der Quader nach der Transformation mit  $H_p$  und  $H'_p$  mit eingezeichneten Epipolarlinien

## 6.2.2 Ähnlichkeitstransformation

Die Epipole der jeweiligen Bilder befinden sich nach der projektiven Transformation im unendlichen. Die daraus resultierenden Epipolarlinien sind, wie in Abbildung ?? zu sehen, parallel zueinander angeordnet. Im Folgenden sollen die Epipole rotiert werden, so dass sie ihre Richtungen  $i = [1 \ 0 \ 0]$  betragen. Die Epipolarlinien würden dann parallel zur horizontalen Achse verlaufen[30].  $H_r$  und  $H'_r$ , welche aus der Zerlegung von  $H_a$  und  $H'_a$  resultieren, sollen die Rotation ausführen. Für  $H_r$  und  $H'_r$  gelten wie aus Gleichung 6.16 bekannt folgende Gleichungen.

$$H_r = \begin{bmatrix} v_b - v_c w_b & v_a - v_c w_a & 0 \\ v_a - v_c w_a & v_b - v_c w_b & v_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.40)$$

$$H'_r = \begin{bmatrix} v'_b - v'_c w'_b & v'_a - v'_c w'_a & 0 \\ v'_a - v'_c w'_a & v'_b - v'_c w'_b & v'_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.41)$$

$w$  und  $w'$  sind bereits bekannt. Mit Hilfe von  $F$ , können  $v_a$  und  $v_b$  ersetzt werden. Zur Erinnerung eine Voraussetzung für den hier aufgezeigten Rektifizierungsansatz ist, dass sowohl die Bildpunkte als auch die Fundamentalmatrix bekannt sein müssen. Die Fundamentalmatrix welche aus den rektifizierten Punkten entsteht hätte dann die Form

$$F = H'^T[i] \times H \quad (6.42)$$

$$F = \begin{bmatrix} u'_a & v'_a & w'_a \\ u'_b & v'_b & w'_b \\ u'_c & v'_c & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_a & u_b & u_c \\ v_a & v_b & v_c \\ w_a & w_b & 1 \end{bmatrix} \quad (6.43)$$

$$F = \begin{bmatrix} v_a w'_a - v'_a w_a & v_b w'_a - v'_a w_b & v_c w'_a - v'_a \\ v_a w'_b - v'_b w_a & v_b w'_b - v'_b w_b & v_c w'_b - v'_b \\ v_a - v'_c w_a & v_b - v'_c w_b & v_c - v'_c \end{bmatrix} \quad (6.44)$$

$$(6.45)$$

Da bisher nur  $w$  und  $w'$  bekannt sind und die Einträge der Fundamentalmatrix  $F$  aus den nicht-rektifizierten Punkten, werden die Einträge so umgestellt. Für  $v_a$ ,  $v_b$  und  $v_c$  werden jeweils die Einträge der letzten Zeile umgeformt. Für  $v'_a$ ,  $v'_b$  und  $v'_c$  dient die letzte Spalte von  $F$ .

$$v_a = F_{31} + v'_c w_a \quad (6.46)$$

$$v_b = F_{32} + v'_c w_b \quad (6.47)$$

$$v_c = F_{33} + v'_c \quad (6.48)$$

$$v'_a = v_c w'_a - F_{13} \quad (6.49)$$

$$v'_b = v_c w'_b - F_{23} \quad (6.50)$$

$$v'_c = v_c - F_{33} \quad (6.51)$$

$F_{31}$ ,  $F_{32}$ ,  $F_{33}$ ,  $F_{13}$  und  $F_{23}$  stehen für die Einträge der Matrix  $F$ , welche aus den nicht-rektifizierten Punkten bestimmt wurde.

Werden die Gleichungen 6.46 bis 6.51 in  $H_r$  und  $H'_r$  eingesetzt, so ergeben sich für  $H_r$  und  $H'_r$

$$H_r = \begin{bmatrix} F_{32} - w_b F_{33} & w_a F_{33} - F_{31} & 0 \\ F_{31} - w_a F_{33} & F_{32} - w_b F_{33} & F_{33} + v'_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.52)$$

$$H'_r = \begin{bmatrix} w'_b F_{33} - F_{23} & F_{13} - w'_a F_{33} & 0 \\ w'_a F_{33} - F_{13} & w'_b F_{33} - F_{23} & v'_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.53)$$

Die gemeinsame unbekannte Variable  $v'_c$  beschreibt die geometrische Verbindung beider Bilder in ihrer Verschiebung entlang ihrer vertikalen Richtung[30].  $F_{33}$  ist somit der horizontale Versatz, welcher benötigt wird, um die horizontalen Epipolarlinien beider Bilder zueinander auszurichten, so dass die

gewünschten Scanlinien über beide Bilder entstehen.  $v'$  wird dabei so gewählt, dass die kleinste Koordinate der rektifizierten Bilder in vertikaler Achsenrichtung gleich null ist.[30].

Die Abbilder des Quader sehen nach der Transformation mit  $H_rH_p$  und  $H'_rH'_p$  aus wie in den Abbildungen 6.8 und 6.9 dargestellt. Sollten die Epipolarlinien noch nicht parallel zur horizontalen Achse gewesen sein, so sind sie es nach der Transformation mit  $H_p$  und  $H'_p$ . Des Weiteren wurden beide Bilder durch  $v'_c$  so verschoben, dass der in vertikaler Richtung kleinste Punkt bei auf der Horizontalen Achse liegt.

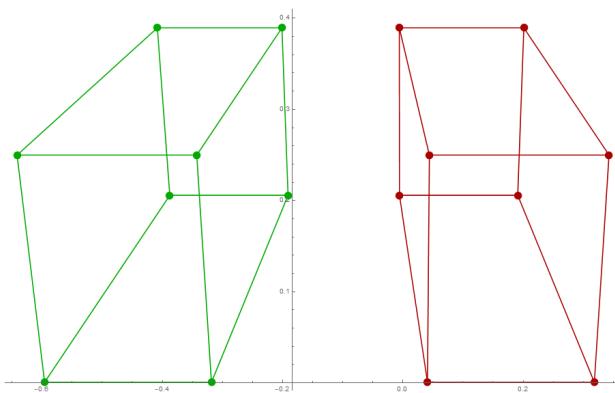


Abbildung 6.8: Abbildungen der Quader nach der Tranfromation mit  $H_rH_p$  und  $H'_rH'_p$

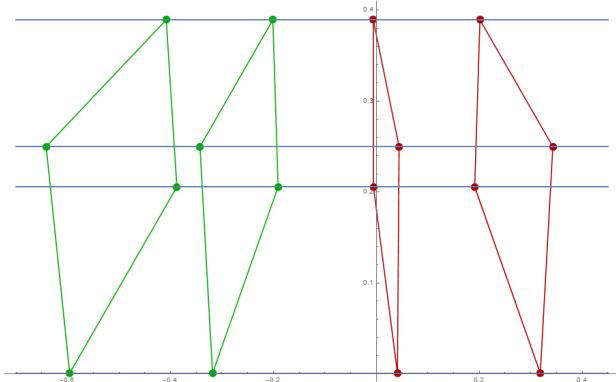


Abbildung 6.9: Abbildungen der Quader nach der Tranfromation mit  $H_rH_p$  und  $H'_rH'_p$  mit eingezeichneten Epipolarlinien

### 6.2.3 Scherungstransformation

Im letzten Schritt soll die durch die Transformation mit  $H_p$  und  $H'_p$  entstandene horizontale Verzerrung in beiden Bildern reduziert werden. Aus diesem Grund werden die Scherungsmatrizen  $H_s$  und  $H'_s$ , aus der Zerlegung der affinen Matrix  $H_a$  und  $H'_a$  benötigt. Die Einträge der ersten Zeile in  $H_s$  und  $H'_s$  haben nur noch Auswirkungen auf die horizontalen Koordinaten der Bildpunkte.

$$H_s = \begin{bmatrix} u_a & u_b & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.54)$$

$$H'_s = \begin{bmatrix} u'_a & u'_b & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.55)$$

Um die richtigen Werte für  $a, a', b$  und  $b'$  zu bekommen, werden zunächst Punkte an den jeweiligen gegenüberliegenden Kanten der Bilder definiert. Da die Bilder des Quaders nicht aus tausenden von Pixeln bestehen, wie ein reales Bild, sondern nur über dessen Eckpunkte bestimmt ist, wird eine Bildbreite  $w$  und  $w'$  und eine Bildhöhe  $h$  und  $h'$  definiert.

Da es nicht möglich ist die horizontale Verzerrung gänzlich zu reduzieren, wird stattdessen versucht die Orthogonalität und das Seitenverhältnis der Verbindungslien  $\overline{bd}$  und  $\overline{ca}$  wieder herzustellen. In Abbildung 6.10 ist das Ziel nochmal grafisch dargestellt.

Für den nächsten Schritt werden im synthetischen Beispiel für die Abbildungen des Quaders jeweils Bildweite  $w$  und Bildhöhe  $h$  definiert. Da zunächst von gleichen Kameraauflösungen ausgegangen wird, sind die Bildbreiten und Höhen beider Kameras gleich. Danach werden die vier Mittelpunkte  $a, b, c$  und  $d$  der Bildkanten definiert mit  $a = [\frac{w-1}{2} \ 0 \ 1]^T, b = [w - 1 \ \frac{h-1}{2} \ 1]^T, c = [\frac{w-1}{2} \ h - 1 \ 1]^T, d = [0 \ \frac{h-1}{2} \ 1]^T$ .

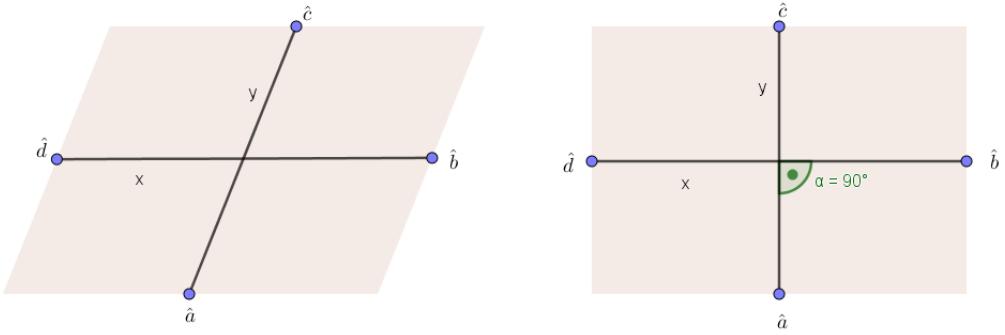


Abbildung 6.10: Die Verbindungslien  $\overline{bd}$  und  $\overline{ca}$  sollen so ausgerichtet werden, dass sie orthogonal zueinander stehen.

Die Punkte  $a, b, c, d$  und auch  $a', b', c', d'$  sind die Mittelpunkte der noch nicht rektifizierten Bildkanten. Diese werden mit den Transformationsmatrizen  $H_s H_r H_p$  und  $H'_s H'_r H'_p$  verrechnet, um so die Position der Kantenmitteln nach der Rektifizierung zu erhalten.

$$\begin{aligned}\hat{a} &= H_r \cdot H_p \cdot a \\ \hat{b} &= H_r \cdot H_p \cdot b \\ \hat{c} &= H_r \cdot H_p \cdot c \\ \hat{d} &= H_r \cdot H_p \cdot d \\ \hat{a}' &= H'_r \cdot H'_p \cdot a' \\ \hat{b}' &= H'_r \cdot H'_p \cdot b' \\ \hat{c}' &= H'_r \cdot H'_p \cdot c' \\ \hat{d}' &= H'_r \cdot H'_p \cdot d'\end{aligned}$$

Danach können die Vektoren  $\vec{x}$  und  $\vec{y}$  aus den Differenzen der sich ursprünglich gegenüberliegenden Punkte gebildet werden.

$$x = \hat{b} - \hat{d} \quad (6.56)$$

$$y = \hat{c} - \hat{a} \quad (6.57)$$

$$x' = \hat{b}' - \hat{d}' \quad (6.58)$$

$$y' = \hat{c}' - \hat{a}' \quad (6.59)$$

$x$  und  $y$  sind Vektoren der euklidischen Bildebene[30]. Das heißt, sie sind genau dann orthogonal zueinander wenn gilt:

$$(H_s x)^T (H_s y) = 0 \quad (6.60)$$

$$(H'_s x')^T (H'_s y') = 0 \quad (6.61)$$

Für die Erhaltung der Seitenverhältnisse gilt dann:

$$\frac{(H_s x)^T (H_s x)}{(H_s y)^T (H_s y)} = \frac{w^2}{h^2} \quad (6.62)$$

$$\frac{(H'_s x')^T (H'_s x')}{(H'_s y')^T (H'_s y')} = \frac{w'^2}{h'^2} \quad (6.63)$$

Anhand der in den Gleichungen 6.60, 6.61, 6.62 und 6.63 können die folgenden Gleichungen für die Matirixeinträge für  $H_s$  und  $H'_s$  aufgestellt werden[30, 37].

$$u_a = \frac{h^2 x_v^2 + w^2 + y_v^2}{hw(x_v y_u - x_u y_v)} \quad (6.64)$$

$$u_b = \frac{h^2 x_u x_v + w^2 y_u y_v}{hw(x_u y_v - x_v y_u)} \quad (6.65)$$

Die selben Gleichungen werden auch für  $u'_a$  und  $u'_b$  aufgestellt. Das Ergebnis der gesammten Transformation  $H$  mit  $H_s H_r H_p$  und  $H'$  mit  $H'_s H'_r H'_p$  ist in den Abbildungen 6.11 und 6.12 zu sehen.

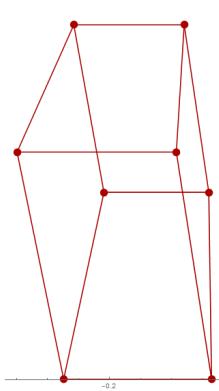


Abbildung 6.11: Abbildungen der Quader nach der Tranfromation mit  $H_s H_r H_p$  und  $H'_s H'_r H'_p$

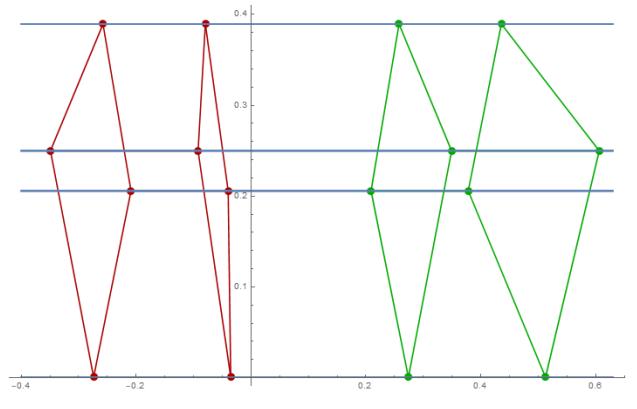
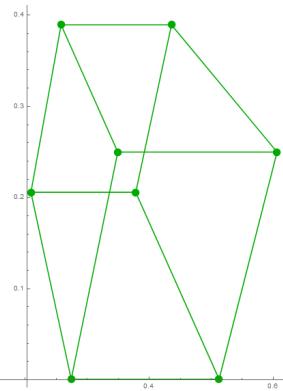


Abbildung 6.12: Abbildungen der Quader nach der Tranfromation mit  $H_s H_r H_p$  und  $H'_s H'_r H'_p$  mit eingezeichneten Epipolarlinien

## 6.3 Rektifizierung mit unterschiedlichen Kameraauflösungen

Im Folgenden wird der entstandenen Rektifizierungsalgorithmus auf Bilder unterschiedlicher Auflösung angewandt. Im ersten Beispiel wird für  $C$  die Auflösung  $\zeta_x = \zeta_y = 1$  gewählt. Die Kameramatrix  $K$  lautet wie folgt

$$K = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.66)$$

Für  $C'$  wird eine kleinere Auflösung mit  $\zeta'_x = \zeta'_y = 0.5$  definiert. Die Kameramatrix  $K'$  lautet somit

$$\begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.67)$$

Die entstehenden Bilder des Quaders sind in Abbildung 6.13 zu sehen. Da  $K'$  nur eine halb so große Auflösung wie  $K$  besitzt, ist das resultierende Bild des roten Quaders auch nur halb so groß. Der grüne Quader zeigt das entstehende Bild von  $C'$ .

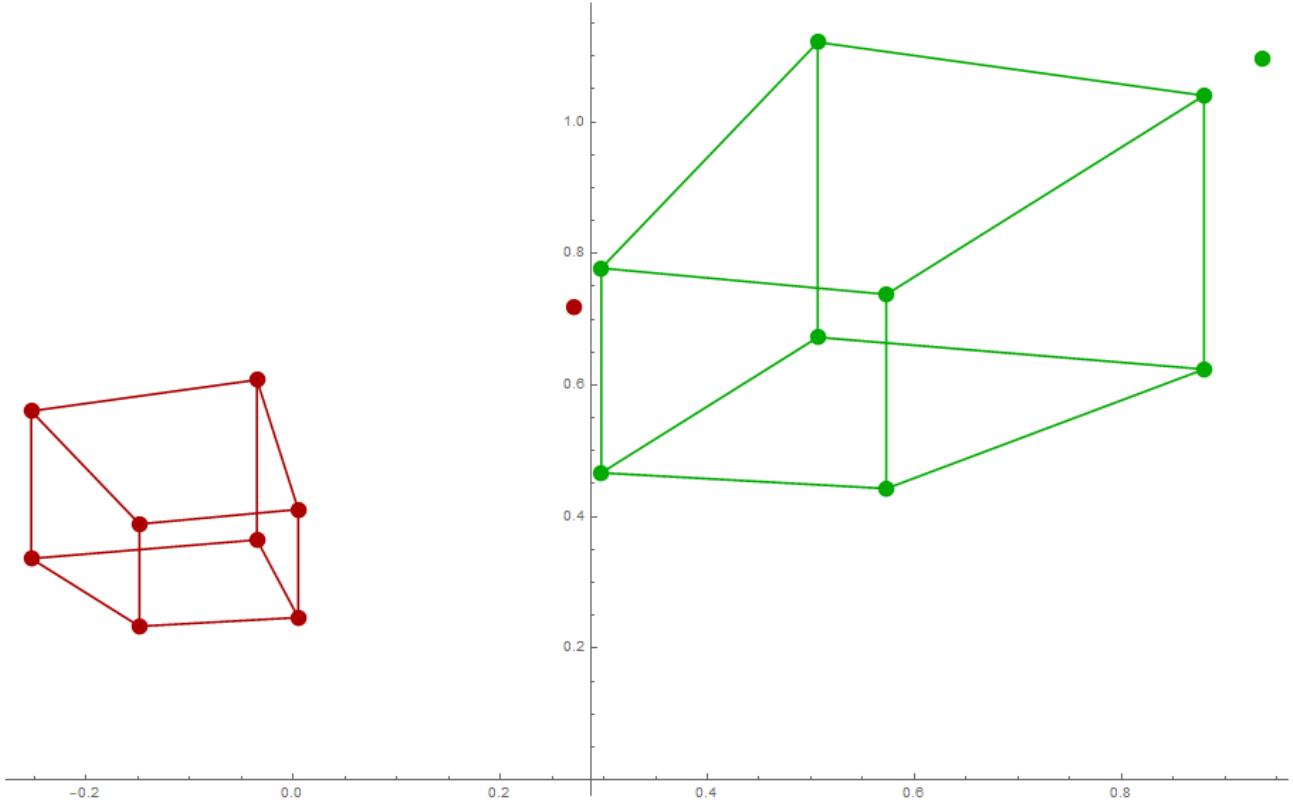


Abbildung 6.13: Aufnahmen zweier Kameras mit unterschiedlichen Auflösungen. Für Kamera eins(Grün) gilt  $\zeta_x = \zeta_y = 1$  und für Kamera zwei(rot) gilt  $\zeta'_x = \zeta'_y = 2$ .

Abbildung 6.14 zeigt die projektive Transformation der beiden Bilder mit  $H_p$  und  $H'_p$ . Die Epipolarlinien der beiden Bilder sind nach dieser Transformation jeweils parallel zueinander. In Abbildung 6.15 ist das Resultat zu sehen wenn die Transformation  $H_r$  und  $H'_r$  dazukommen. Die Epipolarlinien sind jetzt parallel zur horizontalen Achse und die Epipolarlinien von Bild eins und Bild zwei sind so zueinander ausgerichtet, dass sie zu einheitlichen Linien über zwei Bilder werden. Der rote Quader, welches das Bild mit der niedrigeren Auflösung repräsentiert, ist nach dieser Transformation stark horizontaler und vertikaler Richtung vergrößert wird.

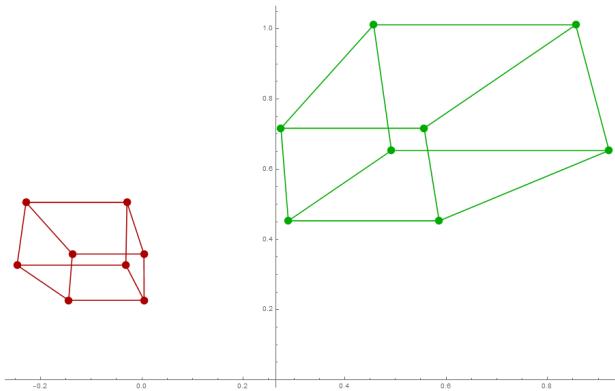


Abbildung 6.14: Transformation  $H_p$  und  $H'_p$  angewandt auf Bilder unterschiedlicher Auflösungen

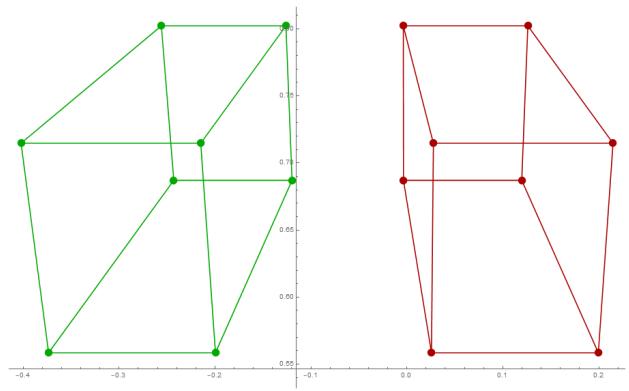


Abbildung 6.15: Transformation  $H_rH_p$  und  $H'_rH'_p$  angewandt auf Bilder unterschiedlicher Auflösungen

Die Abbildungen 6.16 und 6.17 zeigen die letzte Transformation mit  $H_s$  und  $H'_s$  einmal mit und einmal ohne Epipolarlinien. Die Bilder scheinen richtig rektifiziert geworden zu sein. Dieser Test wurde noch mit weiteren Vielfachen der Kameramatrix  $K$  ausprobiert, immer mit dem selben Ergebnis wie in den Abbildungen 6.16 und 6.17 zu sehen. Somit ist es wohl prinzipiell möglich aus den Rektifizieriten Bildern eine Tiefenkarte zu erstellen und somit die 3D-Szene zu rekonstruieren.

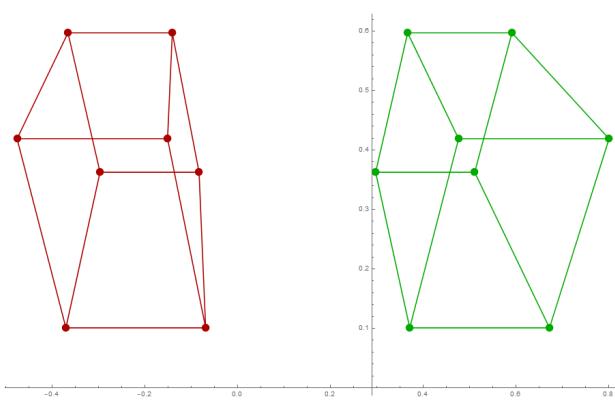


Abbildung 6.16: Transformation  $H_sH_rH_p$  und  $H'_sH'_rH'_p$  angewandt auf Bilder unterschiedlicher Auflösungen

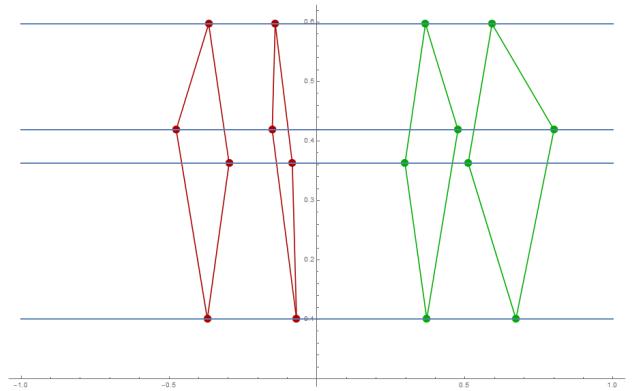


Abbildung 6.17: [Transformation  $H_sH_rH_p$  und  $H'_sH'_rH'_p$  angewandt auf Bilder unterschiedlicher Auflösungen mit Epipolarlinien

Als nächstes wurden die Auflösung von  $C'$  so verändert, dass  $\zeta'_x \neq \zeta'_y$  gilt. Es werden  $\zeta'_x = 2.3$  und  $\zeta'_y = 3.2$  definiert. Somit folgt für  $K'$  die folgende Matrix.

$$K' = \begin{bmatrix} 2.3 & 0 & 0 \\ 0 & 3.2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6.68)$$

Für  $K$  von  $C$  gilt weiterhin  $\zeta_x = \zeta_y = 1$ . Die Entstehenden Bilder sind in Abbildung 6.18 zu sehen. Die horizontale Kantenlänge roten Quaders ist im Verhältnis kürzer als ihre vertikale Kantenlänge. Wie in Abbildung 6.19 zu sehen ist, bleibt ungleiche Seitenverhältnis des roten Quaders nach der Rektifizierung erhalten, weshalb der Rote Quader schmäler ist als der grüne.

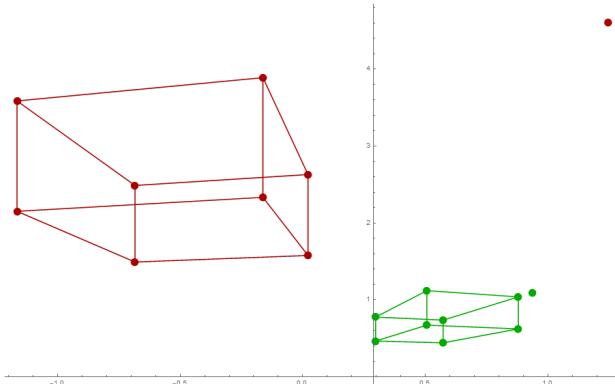


Abbildung 6.18: Aufnahmen zweier Kameraras mit unterschiedlichen Auflösungen. Für Kamera eins(grün) gilt  $\zeta_x = \zeta_y = 1$  und für Kamera zwei(rot) gilt  $\zeta'_x = 2.3$   $\zeta'_y = 3.2$

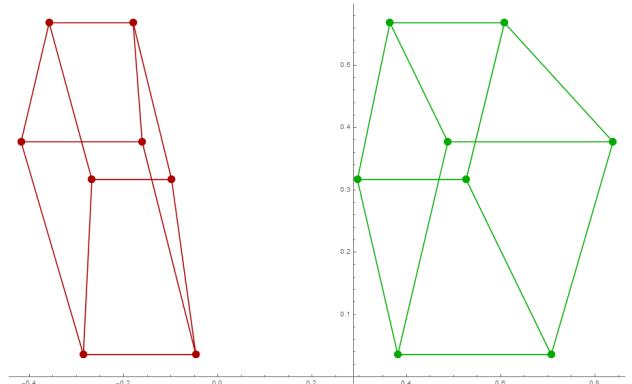


Abbildung 6.19: Nach der Rektifizierung stimmen die horizontalen Koordinaten nicht überein, es würde zu Fehlern in der Tiefenkarte und somit in der gesamten 3D-Rekonstruktion geben.

Die Beispiele zeigen, dass es möglich ist Bilder unterschiedlicher Beispiele zu rektifizieren, jedoch müssen für die nachfolgende Erstellung der Tiefenmaps....(was wäre jetzt ein guter Abschluss??)

## 7 Punktesortierung in Schachbrettmustern

Für die Detektion von korrespondierenden Punkten in Stereoskopischen Bildaufnahmen von zweidimensionalen Schachbrettern, ist ein Algorithmus entwickelt worden, welcher die zuvor Detektierten Eckpunkte eines Schachbretts sortiert und eindeutig identifiziert. Jeder Punkt beinhaltet nach der Sortierung die Information in welcher Reihe  $j$  und in welcher Spalte  $i$  er sich befindet. Jeder Punkt ist somit eindeutig durch die zwei Indizes  $i$  und  $j$  identifiziert. Dem entstandenen Sortierungsalgorithmus ist ein Algorithmus zu Detektion der Eckpunkte eines Schachbretts voran geschaltet. Werden beide Algorithmen auf die Stereoaufnahme zweier Schachbretter angewandt, so können korrespondierende Punkte anhand dieser Indizes ausgemacht werden. Die Schachbretter können dabei sowohl Kissen- als auch Tonnennverzeichnungen aufweisen und oder perspektivisch verzerrt sein.

Aus den zuvor detektierten Eckpunkten des Schachbretts wird ein Startpunkt gesucht. Der Startpunkt wird so bestimmt, dass es immer die linke unterste Ecke des Schachbretts ist. Somit ist gewährleistet, dass die Indizes der Eckpunkte beider Bilder gleich sind. Ist der Startpunkt bestimmt, bekommt dieser die Indizes  $i = 1$  und  $j = 1$ .  $i$  steht für die jeweilige Reihen in welcher sich ein Punkt befindet und  $j$  steht für die jeweilige Spalte. Ist der Startpunkt bestimmt, wird der erste Punkt entlang der unteren Schachbrettfläche in  $j$ -Richtung und der erste Punkt entlang der linken Randkante in  $i$ -Richtung gesucht. Anhand dieser Punkte lassen sich vom Startpunkt aus Richtungsvektoren definieren. Entlang des Richtungsvektors wird ein Bereich definiert. In Abbildung 7.1 ist dieser Suchbereich als das blaue Dreieck dargestellt. Ist der nächste Punkt gefunden, so wird der Richtungsvektor anhand des zu vorigen und des neuen Punktes neu ausgerichtet. Der dynamische Suchbereich ermöglicht es somit, dass selbst bei stark verzerrten Schachbrettern, bei denen Punkte nicht mehr auf einer Gerade liegen, Punkte der einzelnen Reihen und Spalten des Schachbretts ausfindig gemacht werden können.

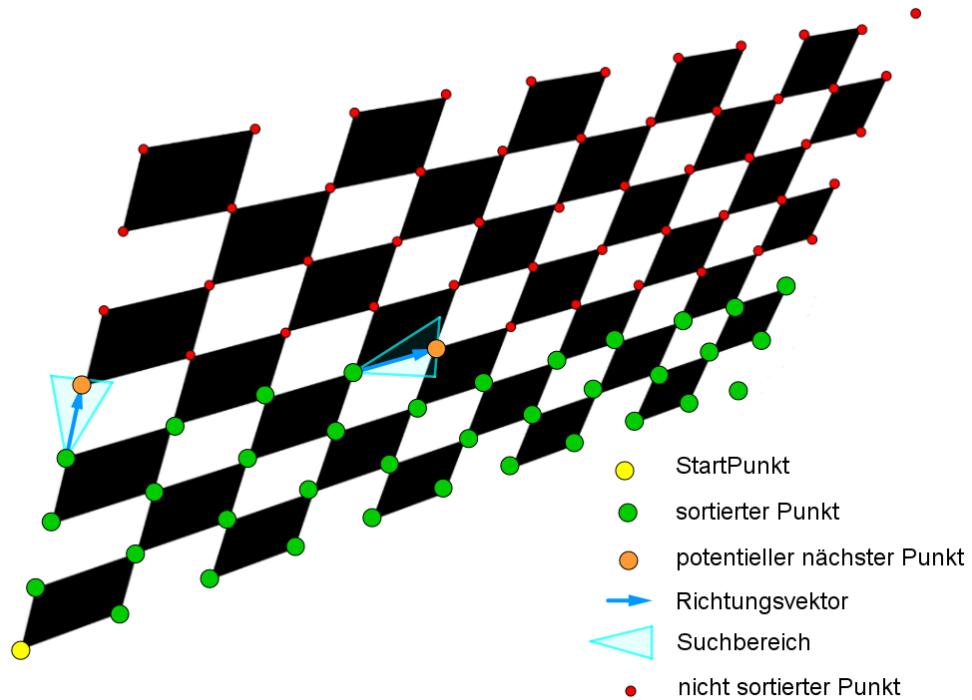


Abbildung 7.1: In der Abbildung ist die Vorgehensweise des Sortierungsalgorithmus schematisch zu sehen.

## 7.1 Sortierungsalgorithmus

Im Folgenden soll der Ablauf des implementierten Sortierungsalgorithmus beschrieben werden und dessen Funktionsweise an Beispielen von unterschiedlichen Schachbrettern demonstriert werden.

Der Sortierungsalgorithmus nimmt eine Liste aus den unsortierten Eckpunkten des Schachbretts entgegen. Von den Punkten in dieser Liste wird eine grobe Vorsortierung vorgenommen.

Um das Schachbrett herum wird ein Rahmen definiert. Die Punkte mit der maximalen  $y$ -Koordinate und der minimalen  $y$ -Koordinate begrenzen die oberen und unteren Kanten des Rahmens. Die Punkte mit der minimalen  $x$ -Koordinate und der Punkt mit der maximalen  $x$ -Koordinate begrenzen die vertikalen Kanten des Rahmens. In Abbildung 7.2 sind die roten Begrenzungskanten um das Schachbrett zu sehen.

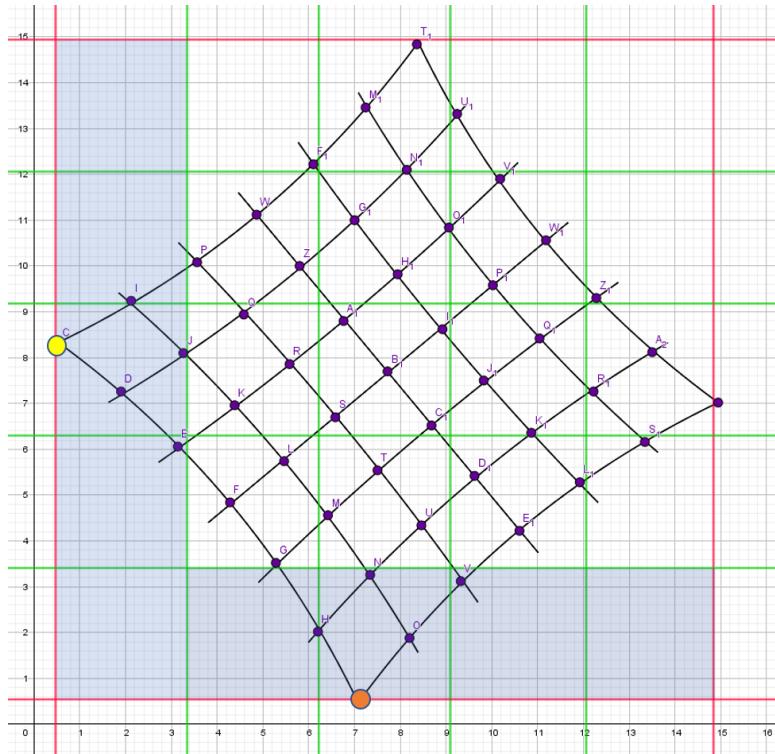


Abbildung 7.2: Die in blau markierten Bereiche beinhalten die möglichen Startpunkte. Der Bereich entlang der horizontalen  $j$ -Achse bildet die erste Suchfensterreihe in  $i$ -Richtung. Der blaue Bereich entlang der vertikalen  $i$ -Achse bildet die erste Suchfensterreihe in  $j$ -Richtung. Der gelbe Punkt steht für den Punkt welcher als  $VecJ$  bezeichnet wurde und der orange Punkt ist derjenige Punkt, welcher als  $VecI$  bestimmt wurde

Der durch den Rahmen begrenzte Bereich, welcher das gesamte Schachbrett einschließt, wird in mehrere Zellen eingeteilt. Diese werden durchgezählt und mit den Indizes  $i$  und  $j$  eindeutig bestimmt.  $i$  beschreibt die Reihennummer der Zelle und  $j$  beschreibt die entsprechende Spalte. In Abbildung 7.2 hätte die Zelle links unten im Eck somit die Indizes  $i = 1$  und  $j = 1$ , die zweite rechts daneben die Indizes  $i = 1$  und  $j = 2$ .

In zwei *ConstantArrays* namens *JSplits* und *ISplits* werden die Begrenzungen der Zellen in  $x$ - und  $y$ -Richtung gespeichert. Die Begrenzungen der Zellen werden berechnet, indem die Distanz zwischen den vertikalen und horizontalen Kanten des Rahmens durch die gewünschte Anzahl an Zellen geteilt wird.

Im nächsten Schritt wird überprüft welche Punkte innerhalb welcher Zellen liegen. Für jeden Punkt wird eine Liste *Aus Associations* angelegt. *Associations* können Werten Schlüsselwörter zuweisen. Anhand dieser Schlüssel sind Werte eindeutig identifiziert[22]. Pro Punkt werden die jeweils die  $x$ -

und  $y$ -Koordinaten und die Indizes Zellen in Schlüssel gespeichert.

$$Punkt = \{ < | Coordx \rightarrow x_u, Coordy \rightarrow y_u, CellI \rightarrow i_u, CellJ \rightarrow j_u | > \}$$

In Abbildung 7.2 sind die Zellen durch die grünen Linien begrenzt. Die Vorsortierung in Zellen macht es im weiteren Verlauf der Sortierung der Punkte in Zeilen und Spalten einfacher, wenn es darum geht nur bestimmte Bereiche des Schachbretts zu untersuchen.

Nach der Vorsortierung wird der Punkt gesucht, von welchen aus das Schachbrettgitter rekonstruiert werden soll. Alle Punkte innerhalb den Zellen mit den Indizes  $i = 1$  und  $j \leq j_{max}$  und  $i \leq i_{all}$  und  $j = 1$  werden als mögliche Startpunkte gekennzeichnet. In Abbildung 7.2 befinden sich die möglichen Startpunkte innerhalb des blau hinterlegten Bereichs.

Um Anhand des Algorithmus später korrespondierende Punkte in zwei Aufnahmen des Schachbretts finden kann, sollte gewährleistet sein, dass der Startpunkt immer an der selben Ecke eines Schachbretts platziert wird.

Die jeweiligen horizontalen Zellen  $i = 1$  und  $j \leq j_{max}$  werden getrennt von den vertikalen  $i \leq i_{all}$  und  $j = 1$  untersucht. Innerhalb der horizontalen Zellen wird zunächst nach dem Punkt mit der kleinsten  $y$ -Koordinate gesucht und als erster möglicher Startpunkt in  $VecI$  gespeichert. Danach wird überprüft, ob es einen Punkt gibt, dessen  $x$ -Koordinate kleiner ist als die des momentan gesetzten  $VecI$ . Ist dies der Fall so wird noch überprüft, ob dessen  $y$ -Koordinate kleiner gleich der von  $VecI$  plus einem Pufferwert ist. Der Pufferwert wird so definiert, dass die  $y$ -Koordinate des neuen möglichen  $VecI$  zwar größer als die des momentanen sein kann, jedoch eine bestimmte Schwelle nicht übertreten darf, da es sich sonst um einen Punkt der zweiten  $i$ -Reihe handeln könnte. In Abbildung 7.2 ist  $VecI$  als oranger Punkt abgebildet.

Innerhalb des vertikalen Suchbereichs bestehend aus den Zellen  $i \leq i_{all}$  und  $j = 1$  wird derjenige Punkt gesucht, dessen  $x$ -Koordinate minimal ist und wird als Punkt  $VecJ$  gespeichert. Im nächsten Schritt wird ein Punkt innerhalb des Bereichs gesucht, dessen  $y$ -Koordinate kleiner ist als die des momentanen  $VecJ$  und dessen  $x$ -Koordinaten kleiner gleich der  $x$ -Koordinate von  $VecJ$  plus einem Pufferwert ist. Ist so ein Punkt gefunden, wird dieser als neues  $VecJ$  bestimmt.  $VecJ$  ist in Abbildung 7.2 als gelber Punkt dargestellt.

Je nachdem wie das Schachbrett rotiert ist oder welche Art der Verzerrungen es aufweist, kann es sein dass  $VecI$  und  $VecJ$  bereits den selben Punkt ergeben haben, was den Startpunkt *StartPoint* eindeutig identifiziert, wie es in den Beispielen 7.12 oder auch 7.16 der Fall ist. Andererseits kann es auch wie in Abbildung 7.2 zu sehen ist, sein, dass  $VecI$  und  $VecJ$  sich unterscheiden. In solchen Fällen wird  $VecJ$  als Startpunkt festgelegt. Damit ist gewährleistet, dass je nach Lage des Schachbretts der linke obere oder die linke untere Ecke des Schachbretts als Startpunkt gesetzt werden

Die *Assiciation*-Liste des Startpunktes wird um zwei weitere Schlüssel erweitert. Die Schlüssel *NeighbourI* und *NeighbourJ* speichern die Werte in welcher Reihe  $i$  und welcher Spalte  $j$  des Schachbrettgitters sich der gefundenen Punkt befindet. Der Startpunkt *StartPoint* ist dann wie folgt definiert

$$\begin{aligned} StartPoint = \{ &< | Coordx \rightarrow x_{-u}, Coordy \rightarrow y_u, \\ &CellI \rightarrow i_u, CellJ \rightarrow j_u, NeighbourI \rightarrow 1, NeighbourJ \rightarrow 1 | > \} \end{aligned}$$

Anhand der Schlüssel *NeighbourI* und *NeighbourJ*, ist die Position des Punktes innerhalb des Schachbrettgitters eindeutig identifiziert. Somit können in einer Stereoskopischen Aufnahme die korrespondierenden Eckpunkte von Schachbrettern identifiziert werden. In Abbildung 7.10 und 7.11 wurde in beiden

Bildern alle Punkte abgefragt, deren Schlüssel  $NeighbourI = 3$  ist. Die grün gefärbten Punkte liefern das Ergebnis.

$StartPoint$  wird danach in zwei unterschiedliche Listen geschrieben. Die Liste  $SortedPoints$  speichert alle fertig sortierten Punkte. Die Liste  $CheckList$  speichert eine verkürzte *Associtaion*-Liste der Punkte, welche nur aus den Schlüsseln  $Coordx$  und  $Coordy$  besteht. Anhand der in  $Checklist$  gespeicherten Koordinaten eines Punktes, soll bei der weiteren Suche verhindert werden, dass ein Punkt mehrmals als sortiert wird.

Nachdem der Startpunkt gefunden ist werden die jeweils nächsten Punkte in  $i$ - und  $j$ -Richtung gesucht. Diese Punkte werden dann in die Variablen  $NextI$  und  $NextJ$  gespeichert. In Abbildung 7.3 ist  $NextI$  der violette Punkte und  $NextJ$  ist der rote Punkte.

Für die Bestimmung von  $NextI$  wird zu erst initial  $NextI = < |Coordx \rightarrow 100000, Coordy \rightarrow 100000| >$  gesetzt. Für den Punkt  $NextI$  der nächsten Reihe  $i$  wird die Zelle in welchem sich  $StartPoint$  befindet und die jeweiligen Zellen eins darüber und darunter durchsucht. In Abbildung 7.3 ist dieser Bereich um  $StartPoint$  gelb hinterlegt.

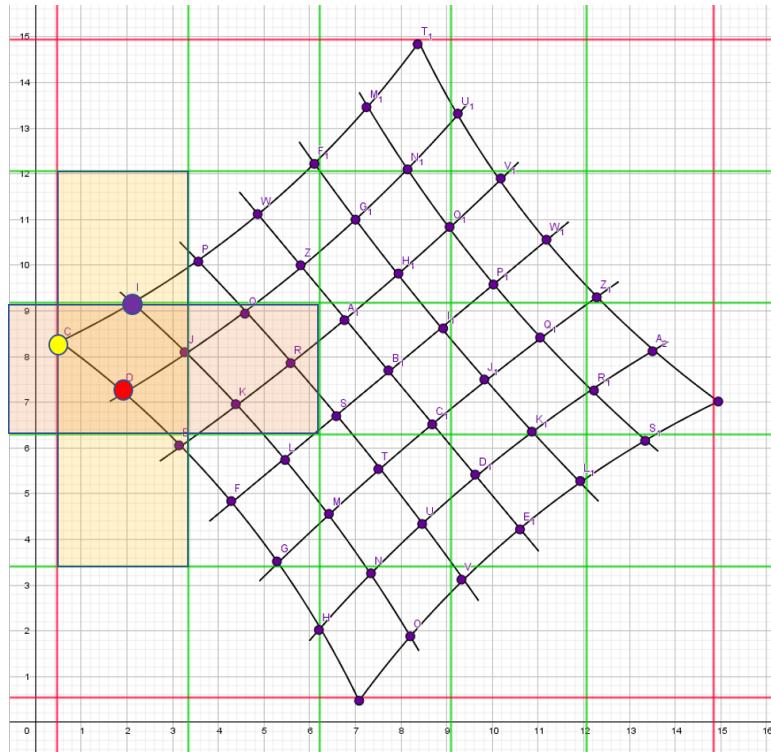


Abbildung 7.3: Der in gelb markierte Bereich beinhaltet die für  $NextI$  möglichen Punkte. der orange markierte Bereich beinhaltet die für  $NextJ$  möglichen Punkte. Der violettfarbene Punkt ist der gesuchte  $NextI$ , der rot gefärbte Punkt ist der gesuchte  $NextJ$ .

Innerhalb des Bereichs wird der Punkt mit der zu  $StartPoint$  nächst höheren  $y$ -Koordinate ermittelt. Dieser Punkt wird dann als vorläufiges  $NextI$  festgelegt. Danach wird geprüft, ob das neu bestimmte  $NextI$  bereits das letztendliche  $NextI$  ist. Um das zu prüfen wird zunächst überprüft ob es innerhalb des gelben Bereichs noch einen Punkt gibt, dessen  $x$ -Koordinatenabstand vom Startpunkt aus kleiner gleich dem  $x$ -Koordinatenabstand zwischen dem momentanen  $NextI$  zum Startpunkt ist. Gleichzeitig wird geprüft, ob der  $y$ -Koordinatenabstand zwischen  $StartPoint$  und  $NextI$  größer ist als der  $y$ -Koordinatenabstand zwischen einem anderen Punkt innerhalb des Suchbereichs und  $StartPoint$ . Ist dies der Fall, so wird der Punkt auf den beides zutrifft als neues  $NextI$  bestimmt. In Abbildung 7.4 ist die Überprüfung ob das erste  $NextI$  bereits stimmt oder geändert werden muss nochmal grafisch veranschaulicht.

Die Suche nach dem nächsten Punkt in  $j$ -Richtung erfolgt nach dem gleichen Prinzip. Für  $NextJ$  wird der in Abbildung 7.4 rot hinterlegte Bereich untersucht. Innerhalb des Roten Bereichs, wird derjenige Punkt ermittelt der zu  $StartPoint$  den nächst höheren  $x$ -Wert besitzt. Dieser wird dann als vorläufiger  $NextJ$  gespeichert. Danach wird auch über Abstandsrechnungen überprüft, ob es sich bei  $NextJ$  bereits um den finalen Punkt handelt oder ob er nochmal geändert wird.

Die beiden Punkte  $NextI$  und  $NextJ$  werden dann wie  $StartPoint$  um die zwei Schlüssel  $NeighbourI$  und  $NeighbourJ$  erweitert. Die Punkte sind dann wie folgt definiert und werden in die Liste  $SortedPoints$  gespeichert. die auf die Koordinateninformation beschränkte Version der beiden Punkte, wird in die  $CheckList$  gespeichert. Damit gelten  $NextI$  und  $NextJ$  als sortiert.

$$NextI = \{ < | CoordI \rightarrow i - \text{Koordinate}, CoordJ \rightarrow j - \text{Koordinat}, \\ CellI \rightarrow i - \text{Zelle}, CellJ \rightarrow j - \text{Zelle}, NeighbourI \rightarrow 2, NeighbourJ \rightarrow 1 | > \}$$

$$NextJ = \{ < | CoordI \rightarrow i - \text{Koordinat}, CoordJ \rightarrow j - \text{Koordinat}, \\ CellI \rightarrow i - \text{Zelle}, CellJ \rightarrow j - \text{Zelle}, NeighbourI \rightarrow 1, NeighbourJ \rightarrow 2 | > \}$$

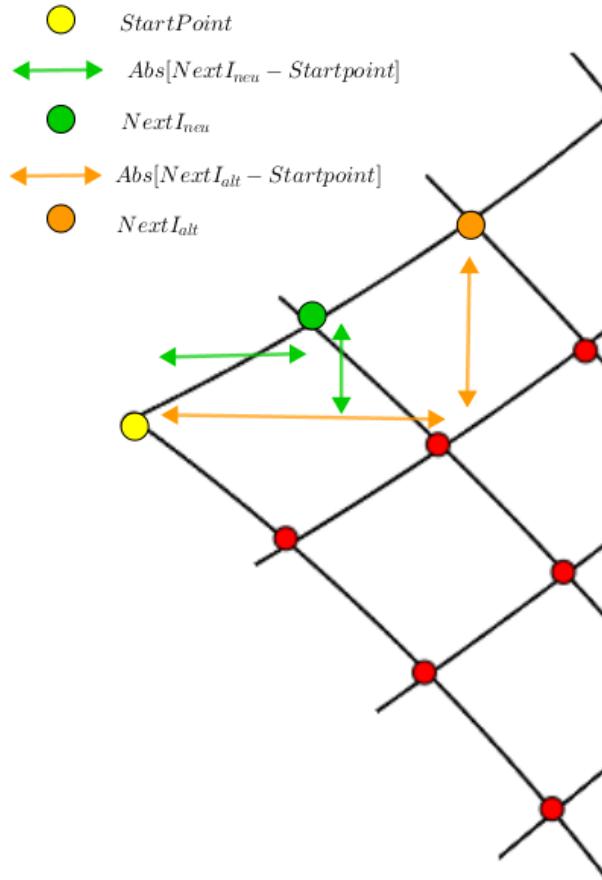


Abbildung 7.4: Um zu überprüfen, ob der momentan  $NextI$ , in der Abbildung der orangefarbene Punkt, wirklich der nächste Punkt ist, wird sein Abstand zum Starpunkt in  $j$ - und  $i$ - Richtung, mit den anderen noch möglichen Punkten verglichen. Gibt es einen dessen beide Abstände kleiner sind, wie beispielsweise der grüne Punkt, so wird dieser zum neuen  $NextI$  bestimmt.

Mit den Punkten  $StartPoint$ ,  $NextI$  und  $NextJ$  können die ersten Richtungsvektoren in  $i$ -Richtung mit  $NextIDir = NextI - StartPoint$  und  $j$ -Richtung mit  $NextJDir = NextJ - StartPoint$  gebildet werden. Anhand der Richtungsvektoren werden Suchbereiche definiert, in welchen der jeweils nächste Punkt in entsprechender Richtung  $i$  oder  $j$  gesucht werden soll.

Für beide Richtungen wird die Anzahl der möglichen Punkte begrenzt. Es werden zwei Listen  $IList$  und  $JList$  angelegt. In  $IList$  werden alle Punkte gespeichert welche die Zeilen Schlüssel  $CellI_{min}$  bis  $CellI_{max}$  und  $CellJ_1$  und  $CellJ_2$  gespeichert haben. In Abbildung 7.5 entspricht das dem Vertikalen blauen Bereich. In  $JList$ , kommen alle Punkte deren Zellen Schlüssen  $CellJ_{min}$  bis  $CellJ_{max}$  und  $CellI_1$  und  $CellI_2$  gespeichert haben. Was dem horizontalen blauen Bereich in Abbildung 7.5 entspricht.

Der Algorithmus dann nach folgendem Schema vor. Zu erst wird die Untere Schachbrettkante vervollständigt. Sprich alle Punkte die später die Schlüssen  $NeighbourI = 1$  und  $NeighbourJ = j$  alle haben sollen.

Neben dem Richtungsvektor  $NextJDir$  wird noch ein Pufferwert  $ProportionI$  deklariert, welcher den  $i$ -Koordinatenabstand zwischen  $StartPoint$  und  $NextJ$  beinhaltet. Dieser Pufferwert wird in positiver sowie in negativer Richtung um den Richtungsvektor definiert. In Abbildung 7.1 ist dieser Puffer als Blauer Kegel vor den Punkten zu sehen. Dieser Kegel definiert den Suchbereich von einem bereits bekannten Punkt zu einem noch unbekannten Punkt.

$$\begin{aligned} NextJDir &= NextJ - StartPoint \\ ProportionI &= NextJ[CoordI] - StartPoint[CoordI] \end{aligned}$$

In Abbildung 7.5 auf dem linken Bild wird der Richtungsvektor  $NextJDir$  als Pfeil vom gelben  $StartPoint$  zum roten  $NextJ$  dargestellt, der Richtungsvektor wird noch um einen Pufferwert vergrößert. Die Pfeile welche in  $i$ -Richtung von  $NextJ$  aus ausgehen, ist der Abstand  $ProportionI$ , welcher auf die  $i$ -Koordinate von  $NextJ$  einmal addiert und einmal subtrahiert wird. Der Bereich den die Vektoren aufspannen bildet den Suchbereich für den auf  $NextJ$  folgenden Punkt.

Für die weitere Such nach Punkten entlang der Kante wird in einer Schleife  $NextJ$  zu neuen  $StartPoint$ . Der zuvor definierte Suchbereich wird vor den neuen  $StartPoint$  definiert und nach einem neuen  $NextJ$  gesucht. In Abbildung 7.6 ist dieser Vorgang nochmal veranschaulicht. Wird ein Punkt in diesem Bereich entdeckt, so wird dieser zum neuen  $NextJ$ , sofern er sich noch nicht in der  $CheckList$  befindet. Tritt der Fall ein, dass ein Punkt bereits in der  $CheckList$  sich befindet, so wird dieser ignoriert. Der neu entdeckte Punkt wird zu  $NextJ$ .  $NextJ$  wird dann wieder um die zwei Schlüssen  $NeighbourI$  und  $NeighbourJ$  erweitert und in die  $SortedPoints$  Liste gespeichert und dessen verkürzte Fassung wird in die  $CheckList$  geschrieben.

Anhand des neuen  $StartPoints$  und des neuen  $NextJ$  werden der Richtungsvektor  $NextJDir$  und  $ProportionI$  neu berechnet.  $NextJ$  wird wieder zum neuen  $StartPoint$  und die Suche wird dementsprechend weiter geführt, bis kein Punkt mehr gefunden wird. Alle Punkte werden als  $Association$  mit der entsprechenden Erweiterung der Schlüsselwerte in  $SortedList$  und  $CheckList$  eingetragen.

Bevor die Suche entlang der beiden außen Kanten als beendet gilt, treten noch zwei Sicherheitsfunktionen in Kraft. Die erste wird als *Safetylist* bezeichnet. Wird beispielsweise kein weiterer Punkt bei der Detektierung der außen Kanten innerhalb von  $JList$  oder  $IList$  gefunden, so wird der Suchbereich kurzfristig erweitert. Um den letzten gefundenen Punkt  $NextJ$  oder auch  $NextI$  werden, sofern vorhanden alle noch nicht abgesuchten Zellen um die Punkte herum abgesucht. Gibt es in einer darum liegenden Zelle noch einen Punkt, der in den Suchbereich fällt, wird dieser noch mit aufgenommen.

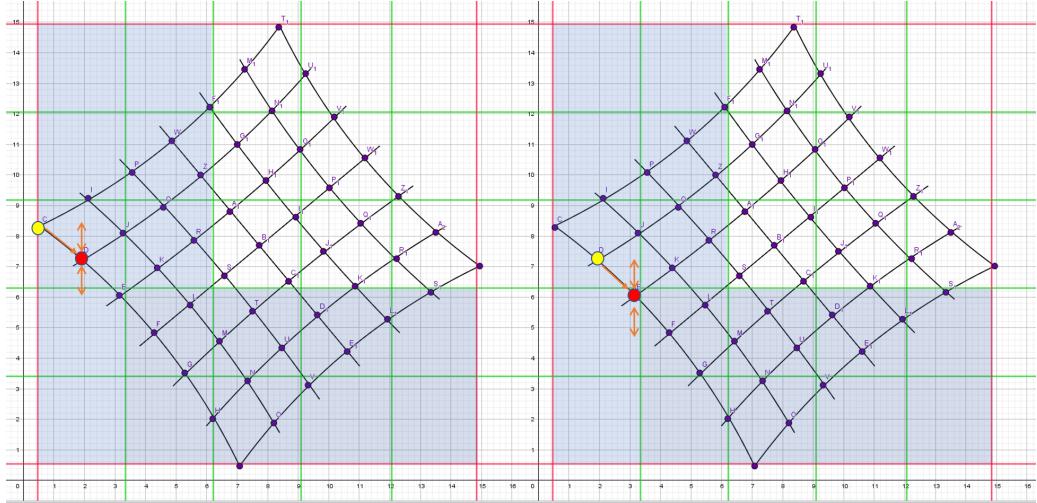


Abbildung 7.5: Im linken Bild ist der Startpunkt in gelb dargestellt und der bereits gefundenen Punkt  $NextJ$  ist in rot eingefärbt. Anhand der beiden Punkte wird ein Richtungsvektor definiert und zwei Pufferwerte oberhalb und unterhalb. Diese bilden einen Suchbereich. Im rechten Bild wurde  $NextJ$  als neuer Startwert festgelegt. Der zuvor definierte Suchbereich wird vor den neuen Startpunkt gesetzt und es wird nach einem potentiellen nächsten  $NextJ$  gesucht.

Die Funktion der *SaftyList* kommt beispielsweise genau dann zum Einsatz, wenn die Punkte eines Schachbretts wie in 7.7 sortiert werden. In der linken Abbildung ist zu sehen, dass der Bereich der *IList* endet, es aber noch weitere Punkte gibt. Auf der rechten Abbildung ist dann zu sehen, wie der rot hinterlegte Bereich noch hinzugenommen wird und die restlichen Punkte auch noch gefunden werden.

Ist die unterste Kante in  $j$ -Richtung bestimmt, so wird die nächste Reihe vervollständigt, beginnend am Punkt  $NextI$ .  $NextI$  ist der neue *StartPoint* von wo aus die nächste Reihe in  $j$ -Richtung vervollständigt wird. Bevor die nächste Reihe vervollständigt werden kann, muss zuerst der nächste Punkt  $NextI$  auf der äußeren Kante bestimmt werden. Wie in den Abbildung 7.6 und 7.7 zu sehen, basiert die Suche nach  $NextI$  auf dem gleichen Verfahren wie die Suche nach  $NextJ$ .

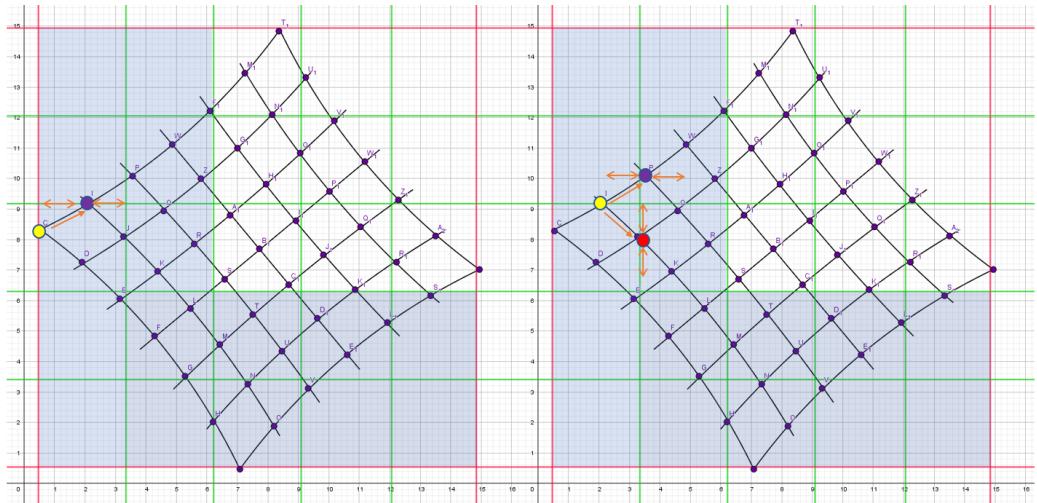


Abbildung 7.6: Die Suche nach dem nächsten  $NextI$  basiert auf dem selben Verfahren wie die Suche nach  $NextJ$ . Sobald ein neuer  $NextI$  gefunden wurde, wird die Reihe in  $j$ -Richtung vervollständigt, bevor es mit dem nächsten  $NextI$  weiter geht

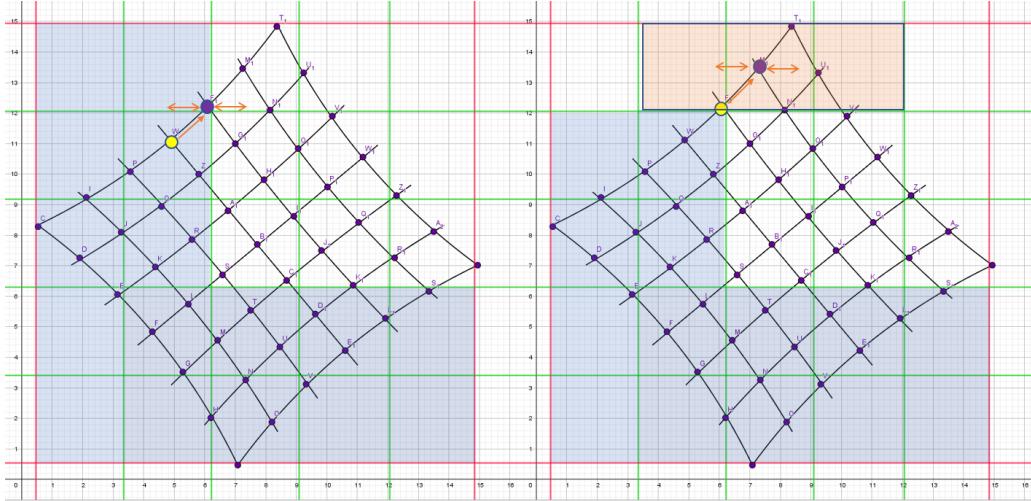


Abbildung 7.7: Wird der kein weiterer Punkt innerhalb von *IList* oder *JList* gefunden, Wird ein kleiner Bereich, hier in rot hinterlegt, abgesucht, ob es doch noch potentielle nächste Punkte gibt, die aufgrund der Lage des Schachbretts nich in *IList* oder *JList* mit enthalten waren

Zuvor wurde erwähnt, dass es neben *SafetyList* noch eine andere Sicherheitsfunktion namens gibt. Hierzu sei nochmal erwähnt, dass der hier beschriebene Sortierungsalgorithmus auf einem bereits bestehenden Algorithmus aufbaut. Dieser Algorithmus detektiert Die Eckpunkte eines Schachbretts und speichert die Bildkoordinaten in eine Liste. Bei der Detektion kann es vorkommen, dass Punkte, durch beispielsweise Rauschen oder Bildunschärfen, nicht erkannt werden und somit Lücken im Schachbrettgitter entstehen. Ist dies der Fall würde der Sortierungsalgorithmus wie er bis jetzt ist, bei einer Lücke mit der Suche aufhören, da kein Punkt im definierten Suchbereich gefunden werden kann. Weitere Punkte welche sich je nach dem hinter der Lücke befinden, würde so nicht mehr gefunden und sortiert werden können. Diese Punkte würde nicht in der Liste *SortedList* landen und der Algorithmus würde dich Nachricht ausgeben, dass die Sortierung unvollständig sei.

Um dem entgegen zu wirken wurde die Sicherheitsfunktion *PlaceSyntheticPoint* entwickelt. Sollte vorerst kein Punkt im Suchbereich entdeckt werden, so setzt die Sicherheitsfunktion einen synthetischen Punkt und sucht ausgehend von diesem synthetischen weiter nach Punkten. Sollte ein Punkt nach dem synthetischen Punkt gefunden werden, so bleibt der synthetische Punkt bestehen und die Suche wird normal fortgesetzt. Der synthetische Punkt wird nicht in die Liste *SortedList* mit aufgenommen, da er später nicht als möglicher korrespondierender Punkt in betracht gezogen werden soll. Er dient lediglich dazu alle real vorhandenen Punkte zu finden und richtig zu sortieren. Wird nach dem setzten des synthetischen Punkt kein weiterer Punkt gefunden, gilt die Suche in der Reihe beziehungsweise Spalte für beendet und der synthetische Punkt wieder wieder gelöscht.

In Abbildung 7.8 und 7.9 wird ein Schachbrett aus zwei unterschiedlichen Blickwinkeln dargestellt. Die roten Punkte markieren die Eckpunkte, deren Koordinaten an den Sortierungsalgorithmus übergeben werden. In den Abbildungen 7.10 und 7.11 werden alle Punkte, welche in der Liste *SortedPoints* gespeichert wurden in einem Plot ausgegeben. Es wird gesagt, dass alle Punkte deren Schlüssel *NeighbourI* = 3 ist, in grün dargestellt werden sollen. Das Ergebnis dieser Abfrage ist ebenfalls in den Abbildungen 7.10 und 7.11 zu sehen. Der entstandene Sortierungsalgorithmus ist also in der Lage aus Bildern zweier Schachbretter gleiche Eckpunkte und somit korrespondierende Punkte zu detektieren. Soll ein einzelner Punkt Abgefragt wollen, so für die Schlüssel *NeighbourI* und *NeighbourJ* jeweils ein Wert abgefragt werden.

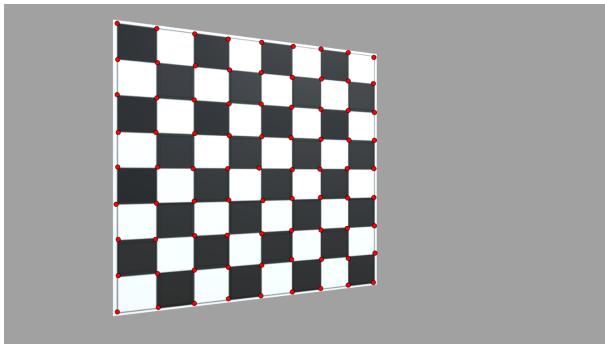


Abbildung 7.8: Die Kamera, welche das Schachbrett abbildet steht links versetzt zum Schachbrett und ist rotiert

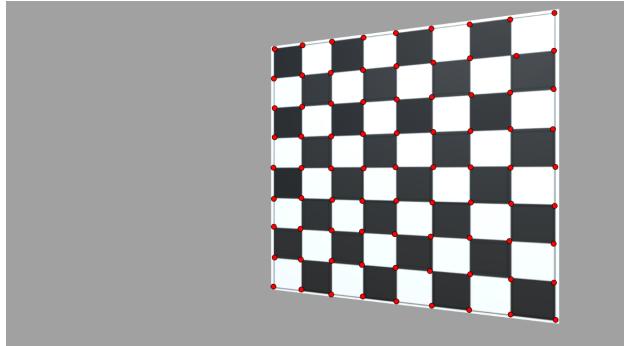


Abbildung 7.9: Die Kamera, welche das Schachbrett abbildet steht rechts versetzt zum Schachbrett und ist rotiert

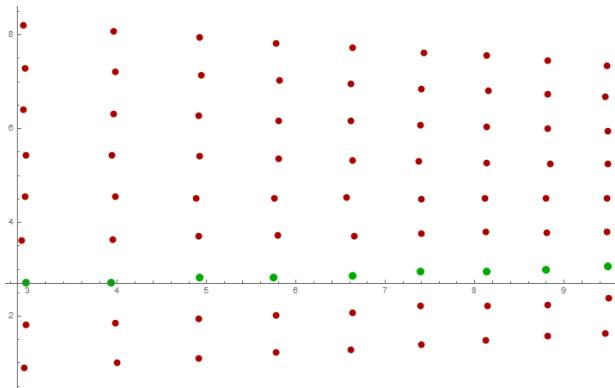


Abbildung 7.10: Die Abbildung zeigt das Ergebnis der Sortierung des linken Schachbretts. In grün ist die Reihe an Punkten zu sehen, welche den Schlüssel  $NeighbourI = 3$  haben.

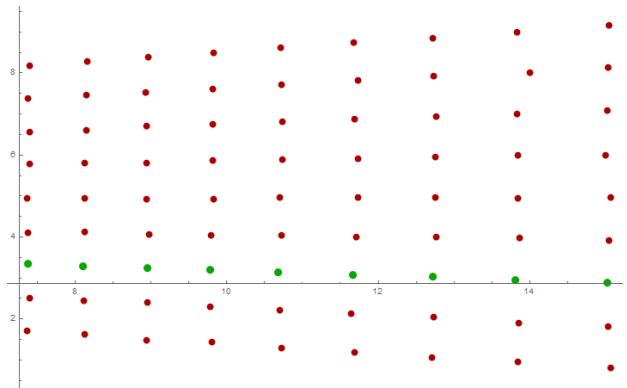


Abbildung 7.11: Die Abbildung zeigt das Ergebnis der Sortierung des rechten Schachbretts. In grün ist die Reihe an Punkten zu sehen, welche den Schlüssel  $NeighbourI = 3$  haben.

## 7.2 Resultate bei stark verzerrten Schachbrettern

Der entstandenen Sortierungsalgorithmus wird an stark perspektivisch Verzerrten oder durch Bildfehler wie Verzeichnungen betroffenen Schachbrettern getestet. Die Möglichkeit herauszufinden, welche Eckpunkte in einem stark verzerrten Bild eines Schachbretts in eine Reihe oder Spalte gehören, kann bei der mathematischen Entzerrung der Bilder von Nutzen sein. Dieser Vorteil war mit ein Grund warum der Algorithmus auf Grundlage von stark verzerrten Schachbrettbildern entwickelt wurde.

In den folgenden Beispielen sieht man jeweils das Originalbild des Schachbretts und neben dran die Ausgabe des Algorithmus. Der Plot zeigt alle Punkte an, welche in *SortedPoints* aufgenommen wurden. Alle Punkte, welche als Schlüssel  $NeighbourI = 3$  haben, wurden im folgenden grün eingefärbt, die restlichen Punkte sind rot gefärbt.

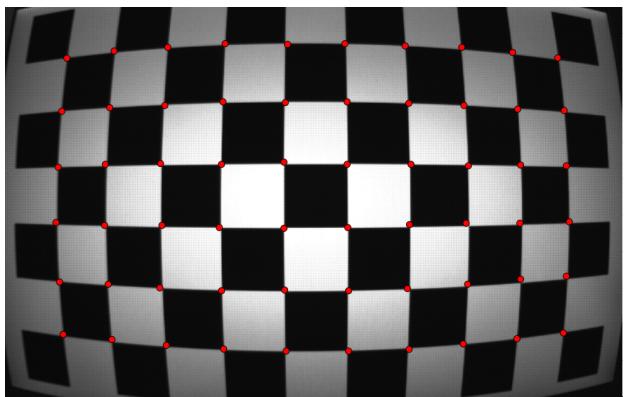


Abbildung 7.12: Schachbrett mit Tonnenverzeichnung

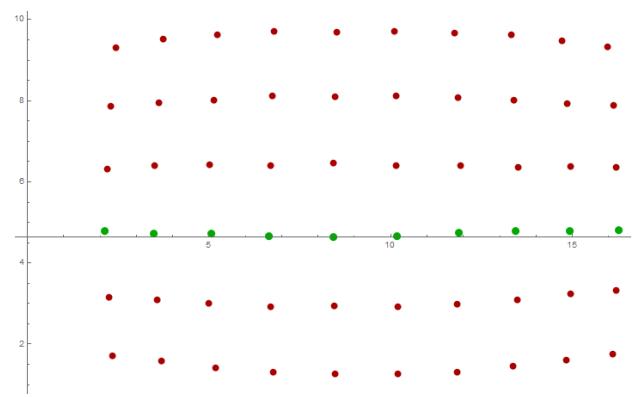


Abbildung 7.13: Ergebnis des Sortierungsalgoritmus.

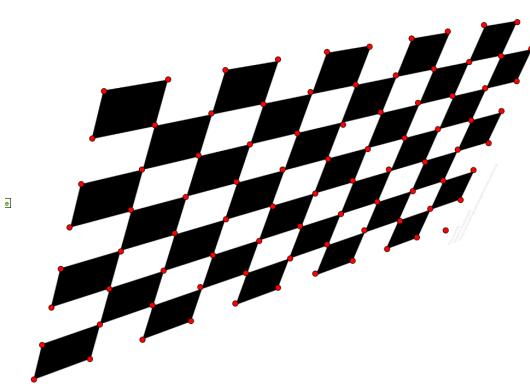


Abbildung 7.14: Perspektivisch stark verzerrtes Schachbrett

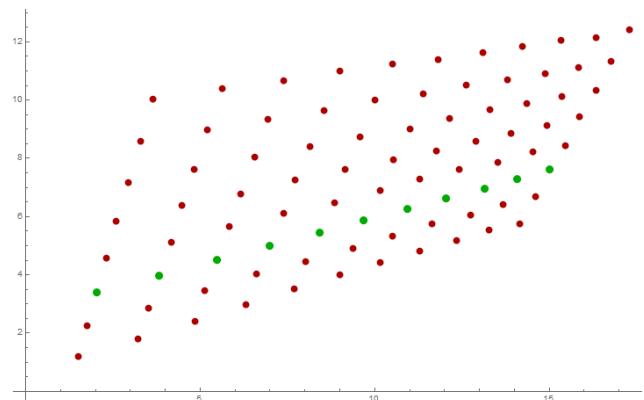


Abbildung 7.15: Ergebnis des Sortierungsalgoritmus.

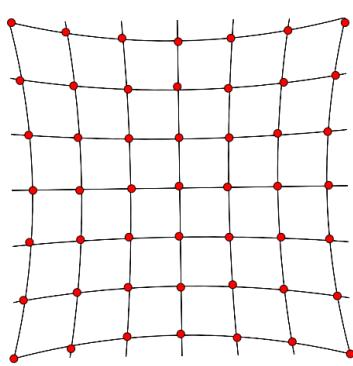


Abbildung 7.16: Schachbrett mit Kissenverzeichnung

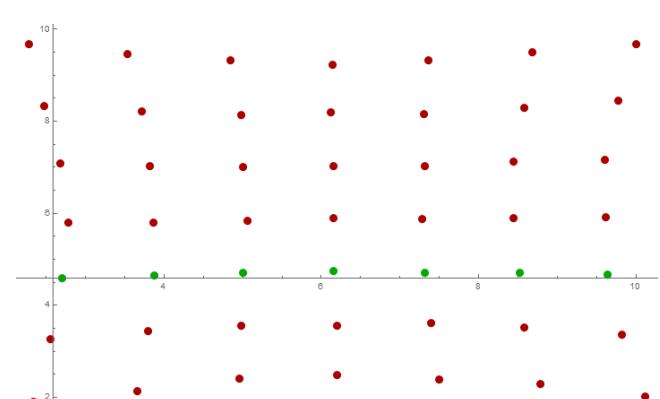


Abbildung 7.17: Ergebnis des Sortierungsalgoritmus.

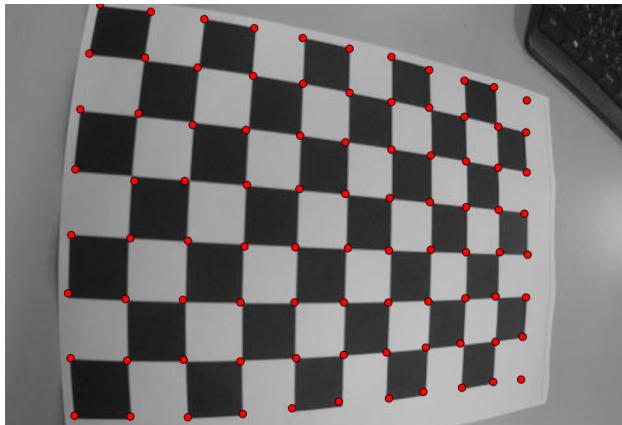


Abbildung 7.18: Perspektivisch verzerrten Schachbrett mit Tonnenvorzeichnung

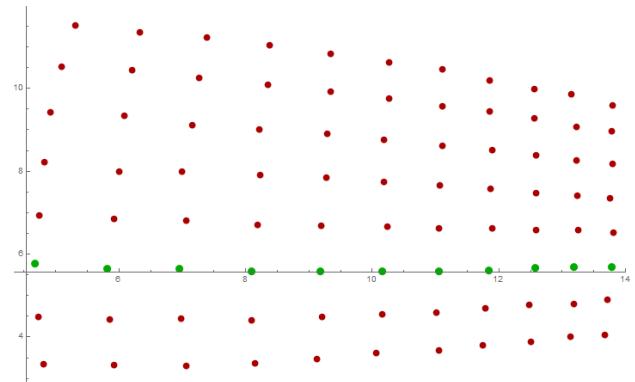


Abbildung 7.19: Ergebnis des Sortieralgorithmus.

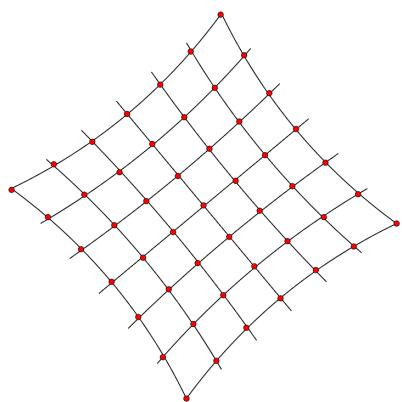


Abbildung 7.20: Bild eines Tonnenförmig verzeichnetem leicht perspektivisch verzerrtem Schachbretts

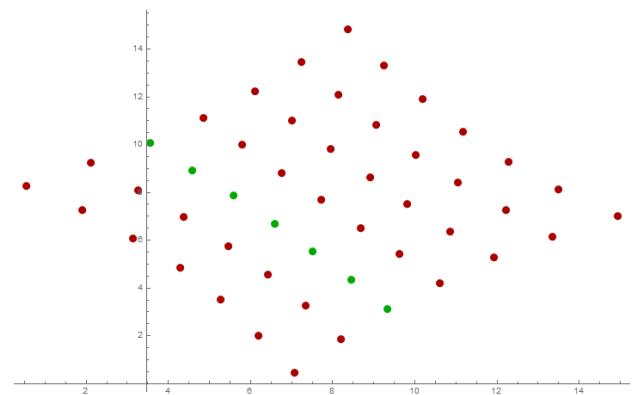


Abbildung 7.21: Algorithmisch detektierte Linie der dritten i-Reihe

## **8 Fazit - Conclusion**

# Abbildungsverzeichnis

2.1	Lochkameramodell . . . . .	5
2.2	Lochkameramodell Querschnitt . . . . .	6
2.3	Koordinatentransformation . . . . .	7
2.4	Koordinatensysteme im Überblick . . . . .	9
3.1	Abbildungsvorschrift in Homographien . . . . .	13
3.2	Veranschaulichung der freien Variablen $\gamma$ . . . . .	13
3.3	Epipolar Geometrie . . . . .	15
3.4	Abbildungsvorschrift . . . . .	15
4.1	Ablaufdiagramm . . . . .	21
4.2	Synthetisches Beispiel Top-Down-Ansicht . . . . .	22
4.3	Simulierte Abbildung eines Quaders auf zwei Kameras . . . . .	22
4.4	Koordinatensysteme von $C$ und $C'$ . . . . .	22
4.5	Bestimmung extrinsischer Kameraparameter Lösung eins und zwei . . . . .	26
4.6	Bestimmung extrinsischer Kameraparameter Lösung eins und zwei . . . . .	26
4.7	Einfache Triangulation . . . . .	27
4.8	Skalierung der Rekonstruierten Szene . . . . .	29
4.9	Programmplot der rekonstruierten Szene . . . . .	29
4.10	Aufbau CMOS Sensor . . . . .	31
4.11	Nachbarschaftsoperation auf Sensoren . . . . .	31
4.12	Sensorkoordinatensystem bei Kameras gleicher Auflösung . . . . .	32
4.13	Sensorkoordinatensystem bei Kameras unterschiedlicher Auflösung . . . . .	32
4.14	Abbildungen bei $K' = K$ . . . . .	33
4.15	Abbildung bei $K'_1$ . . . . .	33
4.16	Abbildungen bei $K'_2$ . . . . .	34
4.17	Abbildungen bei $K'_3$ . . . . .	34
4.18	Rekonstruierte Szene bei unterschiedlichen Kameraauflösungen . . . . .	35
5.1	Ablaufdiagramm für die reelle Rekonstruktion . . . . .	36
5.2	Stereoaufbau im Überblick . . . . .	37
5.3	Aufnahme von Kamera $C$ . . . . .	38
5.4	Aufnahme von Kamera $C'$ . . . . .	38
5.5	Epipolarlinien $C$ ohne Singularität . . . . .	40
5.6	Epipolarlinien $C'$ ohne Singularität . . . . .	40
5.7	Epipolarlinien in $C$ aus singulärer Fundamentalmatrix . . . . .	41
5.8	Epipolarlinien in $C'$ aus singulärer Fundamentalmatrix . . . . .	41
5.9	Epipolarlinien in $C$ aus singulärer denormalisierter Fundamentalmatrix . . . . .	41
5.10	Epipolarlinien in $C$ aus singulärer denormalisierter Fundamentalmatrix . . . . .	41
5.11	Windschiefe Geraden . . . . .	42
5.12	Epipolare Bedingung wird nicht erfüllt . . . . .	42
5.13	Problemstellung für die Triangulation im reellen Beispiel . . . . .	42
5.14	Sampson Approximation aufstellen der Kostenfunktion . . . . .	43
5.15	Rekonstruierte Szene 3D . . . . .	47
5.16	Rekonstruierte Szene 2D . . . . .	47
5.17	Vier Lösungen für $T$ bei gleicher Kameraauflösung . . . . .	49
5.18	Vier Lösungen für $T$ bei $K'$ mit 5:2 . . . . .	49

5.19	Vier Lösungen für $T$ bei $K'$ mit 1:2 . . . . .	49
5.20	Vier Lösungen für $T$ bei $K'$ mit 1.2 : 2.3 . . . . .	49
5.21	Rekonstruierte Szene bei $K' = 5:2$ . . . . .	50
5.22	Rekonstruierte Szene bei $K' = 1:2$ . . . . .	50
5.23	Rekonstruierte Szene bei $K' = 1.2:2.3$ . . . . .	51
6.1	Beispiel eines Rektifizierten Bildes mit Scanlinien . . . . .	52
6.2	Arbeitsprozess der Szenenrekonstruktion mit Rektifizierung . . . . .	53
6.3	Entstehung einer Disparitätskarte . . . . .	54
6.4	virtuelle Aufnahme eines Quaders für die Rektifizierung . . . . .	59
6.5	Epipolarlinien und Epipole vor der Rektifizierung . . . . .	60
6.6	$H_p$ und $H'_p$ Transformation . . . . .	60
6.7	$H_p$ und $H'_p$ Transformation mit Epipolarlinien . . . . .	60
6.8	$H_rH_p$ und $H'_rH'_p$ Transformation . . . . .	62
6.9	$H_rH_p$ und $H'_rH'_p$ Transformation mit Epipolarlinien . . . . .	62
6.10	Wiederherstellung der Orthogonalität . . . . .	63
6.11	$H_sH_rH_p$ und $H'_sH'_rH'_p$ Transformation . . . . .	64
6.12	$H_sH_rH_p$ und $H'_sH'_rH'_p$ Transformation mit Epipolarlinien . . . . .	64
6.13	virtuelle Aufnahme mit unterschiedlichen Auflösung für die Rektifizierung . . . . .	65
6.14	Transformation $H_p$ und $H'_p$ angewandt auf Bilder unterschiedlicher Auflösungen . . . . .	65
6.15	Transformation $H_rH_p$ und $H'_rH'_p$ angewandt auf Bilder unterschiedlicher Auflösungen . . . . .	65
6.16	Transformation $H_sH_rH_p$ und $H'_sH'_rH'_p$ bei unterschiedlicher Auflösungen . . . . .	66
6.17	Transformation $H_sH_rH_p$ und $H'_sH'_rH'_p$ mit Epipolarlinien . . . . .	66
6.18	Rektifizierung mit $\zeta'_x = 2.3$ und $\zeta'_y = 3.2$ . . . . .	66
6.19	Rektifizierung mit $\zeta'_x = 2.3$ und $\zeta'_y = 3.2$ . . . . .	66
7.1	Funktionsübersicht des Sorieralgorithmus . . . . .	67
7.2	Startpunktsuche in Schachbrettpunkten . . . . .	68
7.3	Finden der Startvektoren in Schachbrettpunkten . . . . .	70
7.4	Überprüfung des gefundenen $NextI$ . . . . .	71
7.5	Suche nach $NextJ$ . . . . .	73
7.6	Suche nach dem nächsten $NextI$ . . . . .	73
7.7	Sicherheitsfunktion $SafetyList$ . . . . .	74
7.8	Korrespondezsuche mit Sortierungsalgorithmus. Schachbrett auf linker Seite . . . . .	75
7.9	Korrespondezsuche mit Sortierungsalgorithmus. Schachbrett auf rechter Seite . . . . .	75
7.10	Ergebnis des Sortierungsalgoritmus. Schachbrett auf linker Seite . . . . .	75
7.11	Ergebnis des Sortierungsalgoritmus. Schachbrett auf linker Seite . . . . .	75
7.12	Schachbrett mit Tonnenverzeichnung . . . . .	76
7.13	Sortierte Punkte eines Schachbretts mit Tonnenverzeichnung . . . . .	76
7.14	perspektivisch stark verzerrtes Schachbrett . . . . .	76
7.15	Sortierte Punkte eines perspektivisch verzerrten Schachbretts . . . . .	76
7.16	Schachbrett mit Kissenverzeichnung . . . . .	76
7.17	Sortierte Punkte eines Schachbretts mit Kissenverzeichnung . . . . .	76
7.18	Perspektivisch verzerrtes Schachbrett mit Tonnenverzeichnung . . . . .	77
7.19	Sortierte Punkte eines perspektivisch verzerrten Schachbretts mit Tonnenverzeichnung . . . . .	77
7.20	Bild eines Tonnenförmig verzeichnetem leicht perspektivisch verzerrtem Schachbretts . . . . .	77
7.21	Algorithmisch detektierte Linie der dritten i-Reihe . . . . .	77

# Literaturverzeichnis

- [1] Zhengyou Zhang Gang Xu. *Epipolar Geometry in Stereo, Motion and Object Recognition: A Unified Approach*. Springer-Science and Business Media, 1996.
- [2] Lutz Pries. *Computer Vision, Einführung in die Verarbeitung und Analyse digitaler Bilder*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2014.
- [3] Richard Hartley and Andrew Zisserman. *Multiple View Geometry in computer vision*. Cambridge, 2004, Second Edition.
- [4] Ferid Bajrmovic. *Self- Calibration of Multi- Camera Systems*. Logos Verlag Berlin GmbH, 2010.
- [5] Tomas Pajdla. *Elements of Geometry for Computer Vision*. "<http://people.ciirc.cvut.cz/pajdla/>", 2013, überarbeitet am 27.2.2017.
- [6] Christian Heipke. *Photogrammetrie und Fernerkundung*. 2017 Springer, 1. Auflage.
- [7] Ramalingam Tardif S.Gasparini J.Barreto R.Sturm, S. Camera models and fundamental concepts used in geometric computer vision. Mitsubishi Electric Research Laboratories, 2011.
- [8] Rolf Martin Ekbert Hering. *Photonik, Grundlagen, Technologien und Anwendung*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006.
- [9] Dipl.-Ing. Martin Roser. *Modellbasierte und positionsgenaue Erkennung von Regentropfen in Bildfolgen zur Verbesserung von viedeoisierten Fahrerassistenzfunktionen*. 1986, 1994 Springer Basel AG, KIT Scientific Publishing.
- [10] Christoph Stiller Thao Dang, Christian Hoffmann. Continuous stereo self-calibration by camera parameter tracking.
- [11] Branislav Micusik. *Two-View Geometry of Omnidirectional Cameras*. Dissertation, Technische Universität Prag.
- [12] Zhengyou Zhang. *Epipolar Geometry*, pages 247–258. Springer US, Boston, MA, 2014.
- [13] Zhengyou Zhang. Determining the epipolar geometry and its uncertainty: A review. Received July 16, 1996; Accepted February 13, 1997.
- [14] K.A. Semendjajew I.N. Bronstein. *Taschenbuch der Mathematik*, volume 5. Auflage. First Published 1962.
- [15] Sascha jockel. *3-dimensionale Rekonstruktion einer Tischszene aus monokularen Handkamera-Bildsequenzen im Kontext automotiver Serviceroboter*. Dissertation, Fakultät für Mathematik, Informatik und Naturwissenschaften, Universität Hamburg.
- [16] Richard I. Hartley. In defence of the 8-point algorithm. GE-Corporate Research and Development, Schenectady, NY, 12309.
- [17] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, and Luc Van Gool. Surf: Speeded up robust features. In Aleš Leonardis, Horst Bischof, and Axel Pinz, editors, *Computer Vision – ECCV 2006*, pages 404–417, Berlin, Heidelberg, 2006. Springer Berlin Heidelberg.
- [18] Norbert Köckler Hans Rudolf Schwarz. *Numerische Mathematik*. 2011, Springer Verlag, 8. Auflage.

- [19] Daniel Scholz. *Numerik interaktiv, Grundlagen verstehen, Modelle erforschen und Verfahren anwenden mit taramath*. 2016, Springer Verlag.
- [20] LongQuan. *Image Based Modeling*, volume 1. Auflage. Springer US, 2010.
- [21] Bernd KITT. *Effiziente Schätzung dichter Bewegungsvektorfelder*, volume Band 027. KIT Scientific Publishing, 2013.
- [22] Wolfram Research, Inc. Mathematica, Version 11.1.1. Champaign, IL, 2018.
- [23] Olaf Dössel. *Bildgebende Verfahren in der Medizin*, volume 2. Auflage. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2016.
- [24] Emmanuel Habets Nicolas Paparoditis Xiaozhi Qu, Bahman Soheilian. Evaluation of sift and surf for vision based localization. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XLI-B3, 2016.
- [25] Antin van den Hengel Darren Gawey Wojciech Chojnacki, Michael J. Brooks. Revisiting hartley's normalized eight-point-algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume: 25, 2003.
- [26] Jarosław Bylina Anna Pyzara, Beata Bylina. The influence of a matrix condition number on iterative methods convergence. *Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems*, pp. 459–464, 2011.
- [27] James Demmel Dinesh Manocha. Algorithms for intersecting parametric and algebraic curves 1. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, Volume 13 Issue 1, Pages 73-100, 1994.
- [28] Luca Irsara Andrea Fusiello. Euclidean epipolar rectification of uncalibrated images. Eurac researc, IT.
- [29] Carlos Villagrá Arnedor Antonio Javier Gallego Sanchez, Rafael Molina Carmona. *Scene reconstruction and geometrical rectification from stereo images*. Januar 2005, uploaded by Antonio Javier Gallego Sánchez on 21 May 2014, ResearchGate.
- [30] Charles Loop and Zhengyou Zhang. Computing rectifying homographies for stereo vision. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pages 125–131, June 23-25, 1999. Fort Collins, Colorado, USA, 1999 Errors corrected on June 6, 2001.
- [31] MathWorks. Mathworks documentation, rectify stereo images.
- [32] Richard I. Hartley. Euclidean reconstruction from uncalibrated views. G.E. CRD, Schenectady, NY, 12301.
- [33] MathWorks. Mathworks documentation, disparity.
- [34] Dongqing Li, editor. *Encyclopedia of Microfluidics and Nanofluidics*, pages 999–999. Springer US, Boston, MA, 2008.
- [35] Jürgen Adamy Christian Voigt. *Formelsammlung der Matrizenrechnung*. Oldenburg Verlag München Wien, 2007.
- [36] William T. Vetterling Brian P. Flannery William H. Press, Saul A. Teukolsky. *Numerical Recipes in Fortran 77 The Art Of Scientific Computing*. Copyright Numerical Recipes Software 1986, 1992, 1997 All Rights Reserved., Reprinted with corrections 1997, Volume 1 of Fortran Numerical Recipes.
- [37] James Demmel Dinesh Manocha. Algorithms for interesting parametric and algebraic curves 1: Simple intersections. *ACM Transactions of Graphics*:73–100, 1994.