

Markerbasierte Objektverfolgung für die Mensch-Roboter-Kooperation

**Diplomarbeit
von
Beibei Cao**

Stand: 26. April 2012

Referenten: Prof. Dr.-Ing. Heinz Wörn
Betreuer: Dipl.-Inform. Stephan Puls

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Motivation	1
1.2	Aufgabenstellung	1
2	Stand der Forschung	3
2.1	Standardmarkenbasierte Verfahren	3
2.2	Verfahren basierend auf natürlichen Merkmalen	4
2.2.1	Kantenbasiertes Verfahren	4
2.2.2	Optischer Fluss basiertes Verfahren	5
2.2.3	Templatebasiertes Verfahren	5
2.2.4	Punktebasiertes Verfahren	5
2.3	Markenbasierte Objekterkennung	6
2.3.1	Markenerkennung	6
2.3.2	Markenverfolgung	6
2.3.3	Schätzung der Transformation	7
2.3.3.1	Geschlossene Form	7
2.3.3.2	Iterative Closest Point Algorithmus	8
2.3.4	Objektkalibrierung	8
2.3.5	Objekterkennung und Verfolgung	9
3	Grundlagen	11
3.1	Generierung der 3D-Daten	11
3.1.1	TOF-Sensor	11
3.1.1.1	TOF Kamera	11
3.1.1.2	PMD Sensor	12

3.1.1.3	Unterschied zwischen TOF Kamera und Kinect	13
3.1.2	Helligkeit und Sättigung	14
3.2	Markenerkennung	14
3.3	Markenverfolgung	14
3.3.1	Kalman-Filter	14
3.3.2	Singulärwertzerlegung	14
3.4	Schätzung der Transformation	16
3.4.1	Quaternion	16
3.4.2	Beschreibung der Drehungen im Dreidimensionalen Raum mit Quaternionen	18
3.4.3	Orientierung mit Einheitsquaternion	18
3.5	Objekterkennung	22
3.5.1	Teilgraph Isomorphismus	22
4	Implementierung	23
5	Experimentelle Auswertung	24
6	Schlusswort	25
	Literaturverzeichnis	27

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Motivation

Roboter haben ihre Stärke in der Wiederholung von einfachen Handhabungstätigkeiten. Menschen dagegen sind mit ihren kognitiven Fähigkeiten einzigartig, etwa mit ihrem Verständnis der Aufgabe. Die Kombination von Mensch und Roboter kann Aufgaben stark rationalisieren, sofern jedem die optimalen Arbeitsteile zugewiesen sind. Die Anwendungsbereiche der Mensch-Roboter-Kooperation vergrößern sich heute immer schneller auf dem Feld der Medizin sowie der Industrie. Damit Mensch und Roboter in einer geringen Entfernung sicher und effizient zusammenarbeiten können, ist die Erkennung bzw. die Verfolgung von Menschen und Objekten für ein Mensch-Roboter-Kooperation-System notwendig. Die Menschenerkennung garantiert die Sicherheit für den Menschen und liefert gleichzeitig Informationen über die Blickrichtung, um Aussagen über die Aufmerksamkeit des Menschen treffen zu können. Die Objekterkennung vereinfacht die Kommunikation zwischen Mensch und Roboter, dadurch können die Fremdobjekte ohne weitere Programmierung direkt vom Roboter erkannt werden. Außerdem vermeidet die Objektverfolgung auch die Kollision zwischen Roboter und anderen Anlagenteilen.

1.2 Aufgabenstellung

Das Rahmenwerk MAROCO wird am IPR entwickelt, damit Menschen und Roboter in einer gemeinsamen Umgebung sicher zusammenarbeiten können. Die Erfassung des Mensch und Handlungsanalyse in der Szene erlaubt es, die Gefahr von der Roboterbewegung für Menschen zu minimieren. Jedoch ist die Erkennung zurzeit auf das Menschmodell beschränkt. Alle anderen Objekte werden von dem System als Zylinder dargestellt. Das Ziel der Arbeit ist, die verschiedenen Objekte zu kalibrieren und die entsprechenden geometrischen Charakteristika in dem System zu speichern, dann die

Objekte mit Hilfe der gespeicherten Informationen zu erkennen und zu verfolgen. Beide Schritte sollen in Echtzeit durchgeführt werden.

Folgende Ziele sollen erreicht werden:

- Objektkalibrierung,
- Darstellung und Speichern des charakteristischen Modells der Objekte,
- Objekterkennung und Verfolgung,
- Einhaltung der Echtzeitbedingungen (Framerate $\geq 30\text{fps}$).

Kapitel 2

Stand der Forschung

3D Objekterkennung und Verfolgung kommt in vielen Anwendungsbereichen zum Einsatz. Daher wurden viele Algorithmen bzw. Systeme dafür in den vergangenen Jahrzehnten entwickelt. Ein gutes Beispiel ist das kommerzielle Erkennungssystem von VICON [VICON]. In dem System werden 8 Kameras benutzt, die von verschiedenen Richtungen das Zielobjekt bzw. Person beobachten. Einige weiße Marken werden vorher am Ziel angebracht, damit seine Positionen und Bewegungen von den Kameras gut erkannt werden können. Nach Vergleichen der Bilder von verschiedenen Kameras kann ein 3D Modell des Ziels in Echtzeit erzeugt werden. Das System wird im Bereich von Computerspielen und Filmindustrie sehr oft benutzt. Ein anderes Beispiel ist das neue Gerät Kinect von Microsoft XBox360 [Kinect]. Eine 3D Kamera kann die 3D Daten von Spielern ansammeln, damit die Spieler das Spiel direkt mit ihren Körpern statt des traditionellen Kontroller steuern können. Die Analyseverfahren der Objekterkennung basieren auf unterschiedlichen Charakteristika der Objekte und sind für verschiedenen Typen von Objekten geeignet. In der Arbeit von Lepetit und Fua sind die aktuelle Verfolgungsverfahren in zwei große Gruppen unterschieden worden: auf Marken basierte Objektverfolgungen und auf natürlichen Merkmale basierte Objektverfolgungen. Die Verfahren in der zweiten Gruppe können weiter in kantenbasiertes Verfahren, optischer Fluss basiertes Verfahren, Templatebasiertes Verfahren, Punktebasiertes Verfahren und das SLAM-Verfahren unterteilt werden [Lepetit & Fua 2005]. Im folgenden Abschnitt werden kurz die Details jedes Verfahrens erklären.

2.1 Standardmarkenbasierte Verfahren

Die Verfolgungsverfahren können in zwei Schritte unterteilt werden: zuerst der Informationen von Bildsequenzen ansammeln um dann die Position des erkannten Objekts zu bestimmen. Die vordefinierte Marken können in beiden Schritten mehr Information liefern, damit die Objekte schneller und einfacher verfolgt werden können. Deshalb sind in diesem Bereich viele Systeme für die Erweiterte Realität implementiert worden. Ein

Echtzeitsystem für Erweiterte Realität wurde von Zhang und Navab für Objektverfolgung in einer Industrieumgebung realisiert [Zhang & Navaab 2000]. Sie haben eine Gruppe von 4 Vierecken als eine Marke benutzt. Die Marke wird durch Farbe und weiße Flecken innerhalb der Vierecke kodiert.

Ein anderes System heißt ARToolKit, was vom HITLab der Universität Washington entwickelt wird. Es ist eine bekannte Software-Bibliothek zur Entwicklung von Anwendungen für die Erweiterte Realität [ARToolKit]. In ARToolKit wird ein Viereck mit schwarzer Umrandung als Marke benutzt. Das Muster in der Mitte kodiert die Marke und kann frei gewählt werden. Das Eingabebild wird zuerst in ein Binärbild umgewandelt und dann alle verbundenen schwarzen Pixel extrahiert. Die Figur innerhalb der schwarzen Umrandung wird segmentiert und mit dem früheren definierten Muster verglichen. Durch den Vergleich kann man die Projektivität zwischen Kamerakoordinatensystem und Musterkoordinatensystem bestimmen.

ARToolKit liefert eine hohe Frame-Rate mit bis zu 30 fps bei niedrigem CPU-Bedarf. Eine dicke schwarze Umrandung garantiert die Stabilität des Systems und die Marke kann in niedriger Auflösung sehr gut erkannt werden. Ein anderer wichtige Vorteil ist, dass die Verfolgung der ARToolKit keine Initialisierung braucht. Dadurch wird nicht nur die Laufzeit am Anfang des Verfahrens gespart, kann aber auch Chaos vermeiden, wenn die eingegebene Bildsequenz abgebrochen wird.

2.2 Verfahren basierend auf natürlichen Merkmalen

2.2.1 Kantenbasiertes Verfahren

Das kantenbasierte Verfahren wurde in früheren Objektverfolgungssystemen häufig benutzt, weil es effizient und einfach zu realisieren ist [Lepetit & Fua 2005]. Die Hauptidee dieses Verfahrens ist entweder die Kanten des Objekts direkt von dem Bild herauszufinden und zu verfolgen, oder den Teil des Bildes mit starkem Gradient zu betrachten, damit man die Konturen des Objekts zum nächsten Zeitpunkt vorhersagen kann. RAPiD war eines der frühesten 3D Verfolgungsverfahren, das in Echtzeit laufen konnte [Harris 1992]. Vacchetti und Lepetit haben ein neues, effizienteres Verfolgungsverfahren entwickelt, was mehr als eine Voraussagen für die ausgewählten Steuerpunkte darstellen [Vaccetti, Lepetit & Fua 2004]. Diese Erweiterung verstärkt die Stabilität der Verfolgung und erfüllt weiterhin die Echtzeitbedingung.

2.2.2 Optischer Fluss basiertes Verfahren

Der Optische Fluss ist ein Vektorfeld, das die Bewegungsrichtung und Bewegungsgeschwindigkeit für jeden Bildpunkt einer Bildsequenz bezeichnet. Die Berechnung des Optischen Fluss kann als eine Differentialgleichung zusammengefasst werden und das Lösungsverfahren wurde von Horn und Schunck entwickelt [Horn & Schunck 1981]. Black und Yacoob benutzten reine Optische Fluss basierte Verfahren für die Verfolgung kleiner Veränderungen auf menschlichem Gesicht, um den Gesichtsausdruck zu bestimmen [Black & Yacoob 1997]. Außerdem wurde ein Verfolgungssystem für den Innerstadt Verkehr von Haag und Nagel durch die Verknüpfung der Information von Optischem Fluss und Kanten des Objekts implementiert [Haag & Nagel 1999].

2.2.3 Templatebasiertes Verfahren

Im Templatebasierten Verfahren wird ein Objekt nicht durch lokale Merkmale z.B. Kanten oder Punkte, sondern durch das globale Charakteristikum erkannt und verfolgt. Das Verfahren ist geeignet für komplexe Objekte, die nicht einfach durch lokale Merkmale bezeichnet werden können [Lepetit & Fua 2005]. Der Lucas-Kanade Algorithmus wurde anfänglich entwickelt, um den Optischen Fluss zu berechnen [Lucas & Kanade 1981], ist aber auch für die 2D templatebasierte Verfolgung nutzbar. Jurie und Dhome haben einen Algorithmus für die Verfolgung von ebenen Objekten mithilfe von Hyperebenen entwickelt [Jurie & Dhome 2001]. In ihrer Arbeit wurde die Approximation der Abbildung des Objekts auf Hyperebenen abgeschätzt, dadurch die Translation des Objekts bestimmt werden kann.

2.2.4 Punktebasiertes Verfahren

Der Unterschied zwischen dem punktebasierten Verfahren und den oben beschriebenen Verfahren ist, dass nur lokale Merkmale betrachtet werden. Im Vergleich zum Verfahren, das globale Merkmale behandelt, ist das Verfolgungsverfahren mit lokalen Merkmalen viel stabiler, wenn es Kollision für mehr Objekte gibt, oder die Messung der Merkmalen stark stört wird [Lepetit & Fua 2005]. Ein Verfahren wurde von Zhang et al. im Jahre 1995 realisiert, was die nicht kalibrierten Bilder als Eingabe benutzen kann [Zhang et al. 1995]. In dem Verfahren wird kein Modell der Epipolargeometrie verwendet, wodurch viele komplexen Berechnungen vermieden werden. Eine andere Möglichkeit für die Punkteverfolgung ist der Kanade-Lucas-Tomasi(KLT) Tracker, was auf der Arbeit von [Lucas & Kanade 1981] begründet wurde. Sie haben eine Approximation für den Unterschied zwischen zwei Bildern definiert. Mithilfe des Iterationsverfahrens von Newton-Raphson wird die Approximation minimiert. Dadurch kann die Translation des Objekts bestimmt werden. Tomasi erweiterte den Algorithmus von Lucas und Kanade mit einer besseren Strategie zur Auswahl von Merkmalen [Tomasi & Kanade]. Der dritte Schritt wurde von Shi und Tomasi vervollständigt [Shi & Tomasi 1994]. Sie verbesserten

weiter die Auswahl der Punkte mit der Ähnlichkeit zwischen dem Anfangsbild und das aktuelle Bild. Diese Ähnlichkeit wird durch einem Modell von affiner Abbildung bestimmt. Außerdem benutzen sie gleichzeitig zweites Modell von reiner Translation, um das Objekt mit hoher Seriosität und Präzision zu verfolgen.

2.3 Markenbasierte Objekterkennung

Rhijn und Mulder haben ein markenbasiertes Verfahren entwickelt, was das Verdeckungsproblem behandelt [Rhijn & Mulder 2005]. Einige runde, hoch reflektierende Marken werden auf dem Objekt angebracht. In der Initialisierungsphase speichert das System die Charakteristika des Objekts als einen 3-dimensionalen vollständigen Graph. Wenn das Objekt wiedererkannt werden soll, führt das System zuerst einen Kalibrationsalgorithmus durch, um die verschiedenen Objekte zu differenzieren. Dann vergleicht das System für jedes Objekt die sichtbaren Marken mit dem in der Initialisierungsphase gespeicherten vollständigen Graphen.

2.3.1 Markenerkennung

Der erste Schritt der Markenbasierten Objekterkennung ist, alle angebrachten Marken zu erkennen. Die freie Programmibliothek OpenCV liefert viele verschiedenen Algorithmen für Markenerkennung, und die Geschwindigkeit, Stabilität bzw. die Genauigkeit dieser Algorithmen werden von Odessa in seiner Ausarbeitung verglichen [Odessa 2011]. In diese Arbeit wird der Erkennungsalgorithmus STAR ausgewählt, wegen der niedrigen durchschnittlichen Fehler-Rate, was besonders wichtig für die Markenerkennung ist [Agrawal, Konolige & Blas 2008]. Außerdem betrachtet der STAR Algorithmus weniger Merkmale als andere Algorithmen, deshalb wird die gesamte Laufzeit der Markenerkennung verkürzt. Diese Eigenschaft entspricht genau unseren Anforderungen, weil nur wenige Marken an dem Objekt angebracht werden (weniger als 10 an jeder Oberfläche).

2.3.2 Markenverfolgung

Nach Bestimmung der Marken, sollen diese Marken in einer Bildsequenz verfolgt werden. Scott und Longuet-Higgins haben einen eleganten und einfachen Algorithmus erzeugt [Scott & Longuet-Higgins 1991]. Sie haben das Problem zu einer Matrix zusammengefasst, deren Elemente als die Distanz zwischen verschiedenen Merkmalen definiert werden. Durch eine Singulärwertzerlegung und Matrixersetzung werden die Abbildungen der Marken zwischen zwei Bildern bestimmt. Rhijn und Mulder verbesserten den Algorithmus von Scott und Longuet-Higgins. Sie haben die Elemente der Matrix neu definiert und fügten die Beschränkung von Epipolargeometrie ein [Rhijn & Mulder 2005].

2.3.3 Schätzung der Transformation

Für ein 3D Objekt ist die Markenverfolgung innerhalb von Bildern nicht ausreichend, um die komplette geometrische Information zu rekonstruieren. Deshalb soll die Pose des Objekts gleichzeitig bestimmt werden, damit ein räumlicher charakteristischer Graph für das Objekt erstellt werden kann. Natürlich kann man mit Hilfe der Ergebnisse der Markenverfolgung die relative Rotation und Translation des Objekts zwischen zwei Zeitpunkten berechnen, aber außerdem gibt es Verfahren, die durch Vergleich der Punktwolken von zwei Bildern direkt die Transformation des Objekts bestimmen können. Diese Verfahren wurden von Eggert et al. in ihrer Arbeit durch Merkmale und Lösungsverfahren in verschiedene Typen unterteilt [Eggert, Lorusso & Fisher 1997]. Die Merkmale könnten die Oberfläche, die Kanten bzw. die Punkte sein. Die Verfahren, die auf Punkte basieren, werden im Praktisch häufig benutzt und sind geeignet für die Markenbasierte Objekterkennung [Eggert, Lorusso & Fisher 1997]. Die Lösungsverfahren können in iterative Verfahren und geschlossene Form unterschieden werden.

2.3.3.1 Geschlossene Form

Ein effizientes Verfahren mit geschlossener Form für das Berechnen der Transformation wurde von Arun et al. zuerst am Jahr 1987 veröffentlicht [Arun, Huang & Blostein 1987]. Die Hauptidee des Verfahrens ist, eine approximierte Rotations- bzw. Translationsmatrix zwischen zwei aufeinander folgenden Bildern zu bestimmen, damit die Summe des Unterschieds zwischen den durch approximierte Transformation berechnete Positionen der Punkte und die genaue Positionen der Punkte minimiert wird. Dieses Verfahren basiert auf der Singulärwertzerlegung einer Korrelationsmatrix. Die Rotations- und Translationsmatrix werden am Ende ausgegeben. Wenn die zwei eingegebenen Punktwolken auf gleich Oberfläche liegen, liefert das Verfahren leider keine richtige Rotationsmatrix. Deshalb soll eine korrigierte Matrix darauf aufbauen, die von Umeyama [Umeyama 1991] und Kanatani [Kanatani 1994] vorgeschlagen wurde. Ein anderes Verfahren wurde von Horn entwickelt, was die relative Rotation durch Einheitsquaternionen beschreibt [Horn 1987]. Im Vergleich zu der Standard-Beschreibung der Rotation als Matrix ist die Quaternionendarstellung viel effizienter und stabiler. Die verbesserte Stabilität kann den Fehler vermeiden, wenn der Winkel der Rotation zur Singularität wird, z.B. 0° oder 180° . D.h. dieses Verfahren braucht keine Maßnahme für Behandlung des speziellen Winkels, was aber im Verfahren von Arun nötig ist [Arun, Huang & Blostein 1987].

Eggert et al. haben in ihrer Arbeit die obengenannte zwei Verfahren mit zwei anderen geschlossene Form-Verfahren verglichen [Eggert, Lorusso & Fisher 1997]. Wenn die Anzahl der betrachteten Punkten weniger als 100 ist, braucht das Verfahren mit Einheitsquaternionen weniger Zeit als die anderen Verfahren. Auf der anderen Seite, wenn die Anzahl der betrachteten Punkten weniger als 10 ist, liefert das Verfahren von Arun den kleinsten Fehler.

2.3.3.2 Iterative Closest Point Algorithmus

Der Iterative Closest Point Algorithmus ist ein Algorithmus, der es ermöglicht, Punktwolken aneinander anzupassen [ICP Wiki]. In jedem Iterationsschritt wird der korrespondierende Punkt für jeden Punkt einer Punktwolke aus anderer Punktwolke gefunden. Die Transformation zwischen beiden Punktwolken werden so bestimmt, dass die Summe des Abstands der korrespondierenden Punkte minimiert wird. Dieser Vorgang wird wiederholt, bis die Veränderung des mittleren quadratischen Fehler zwischen zwei folgenden Schritten unter einer Schranke liegt. Der Algorithmus wurde erst von Chen und Medioni [Chen & Medioni 1991] vorgestellt und ICP wurde als Name des Algorithmus von Besl und McKay in ihrer Arbeit erstmals benutzt [Besl & McKay 1992]. Doria et al. erweiterten den Algorithmus mit gewichtetem Kriterium für die Behelligung [Dorai, Weng & Jain 1997]. Ein schöner Vergleich der verschiedene ICP Algorithmen vor dem Jahr 2001 wurde von Rusinkiewicz und Levoy ausgegeben [Rusinkiewicz & Levoy 2001]. Der grundlegende ICP Algorithmus wurde von ihnen in 6 Schritten unterteilt. In jedem Schritt wurde die Leistung des Algorithmus verglichen und ihr Einfluss auf den ganzen Algorithmus diskutiert. Eine andere Veränderung wurde von Chavarria und Sommer vorgeschlagen, in der die Kontur des Objekts auch in der Schätzung der Pose betrachtet wird [Chavarria & Sommer 2007].

2.3.4 Objektkalibrierung

Das Problem der Kalibrierung der Objekte ist ähnlich zum Problem der Segmentierung der Bewegungen in einer langen Bildsequenz. Eine traditionelle Lösungsstrategie ist, die Positionen der Marken im nächsten Zeitpunkt mit Kalman Filter vorherzusagen. Dann werden alle Marken anhand der kinematischen Parameter in verschiedene Gruppen eingeteilt. Mills und Novins haben eine andere Möglichkeit geliefert, damit die Objekte direkt mit 2D Graphen kalibriert werden können [Mills & Novins 2000]. Am Anfang ihres Algorithmus wird jede Marke mit einander verbunden. Dann werden alle Marken und die Kanten dazwischen zusammen als ein vollständig Graph dargestellt. Zwischen den Bewegungen der Objekte verändert sich die Länge der Kanten. Die Kanten, die länger als eingesetzte Beschränkung sind, werden aus dem Graphen Schritt um Schritt gelöscht. Eine Marke gehört einem Objekt, genau dann wenn das Dreieck, das von dieser Marke und anderen Marken in diesem Objekt erzeugt wird, mindestens eine gleiche Kante mit den anderen Dreiecken des Objekts hat. Am Ende des Algorithmus wird der ursprüngliche vollständige Graph in viele Teilgraphen zerlegt, die genau den kalibrierten Objekten entsprechen. Es gibt jedoch die Einschränkung in dem Algorithmus von Mills und Novins, dass zwei Objekte nicht auseinanderzuhalten sind, wenn ihre Marken mit einigen besonderen Strukturen angebracht werden [Rhijn & Mulder 2005]. Rhijn und Mulder haben dieses Problem gelöst, indem sie die Voraussetzung des Algorithmus veränderten. In der neuen Voraussetzung darf die Marke in einem Objekt erkannt werden, nur wenn sie mit anderen drei Marken in dem Objekt zusammen eine Pyramide erzeugen kann. Die Pyramide hier bezieht sich auf einen Körper der Geometrie, der vier

Knoten hat und jede zwei davon eine Kanten erzeugen. Die neue stärkere Beschränkung erhöht die Erfolgsquote deutlich.

2.3.5 Objekterkennung und Verfolgung

Das Ziel dieser Arbeit ist, dass ein Objekt nach Initialisierung von dem System wieder erkannt werden kann. Eine Wiedererkennung des 3D Objekts durch 2D Bildfolgen wird von Lamdan et al. in ihrer Arbeit erfolgreich durchgeführt [Lamdan et al. 1988]. Sie haben einige interessante Punkte ausgewählt, um das totale Objekt zu beschreiben. Alle drei Punkte, die nicht in gleicher Gerade liegen, definieren ein Koordinatensystem, auf dem die entsprechenden Koordinaten von anderen Punkten berechnet und in einem HashMap gespeichert werden. Die richtige Korrespondenz wird so bestimmt, dass das kleinste Quadrate Modell der Transformation zwischen dem neuen Koordinatensystem und 2D Bild die beste Lösung liefert.

Andererseits kann die charakteristische Information jedes Objekts einen einzigen vollständigen Graphen erzeugen. Alle sichtbaren Marken des erkannten Objektes können als ein Teilgraph des vollständigen Graphen definiert werden, wodurch das Problem der Objekterkennung bzw. Objektverfolgung als das Teilgraph Isomorphismus Problem abgeleitet werden kann. Es gibt eine große Menge an Algorithmen um das Problem zu behandeln, da das Isomorphismus Problem nicht nur im Bereich der Bildanalyse, sondern auch im Vergleich der Struktur von chemischen Verbindungen oder in biometrischer Identifikation betrachtet wird. Conte et al. haben eine schöne Zusammenfassung über diese Algorithmen veröffentlicht [Conte et al. 2004]. Durch ihre Taxonomie können alle diese Verfahren in zwei Gruppen von genauen bzw. ungenauen Graph Matching Algorithmen unterteilt werden.

In einem genauen Graph Matching wird die strenge Korrespondenz zwischen zwei Graphen bestimmt. Die Abbildung von einem Graphen zu einem anderen soll bijektiv sein. Ullmann hat ein rekursives Rücksetzverfahren beschrieben, das sehr bekannt ist und bis heute für genaues Matching häufig benutzt wird [Ullmann 1976]. Was von Rhijn und Mulder in ihrer Arbeit für die Objekterkennung implementiert wurde, ist auch ein genaues Graph Matching Verfahren [Rhijn & Mulder 2005]. Sie folgen der Idee von Lamdan, aber verbessern das Verfahren mit einer Beschränkung für die Größe des Teilgraphs, die ausreichend für die Unterscheidung von zwei Objekten ist. Nach der Verbesserung ist der neue Algorithmus viel effizienter und stabiler. Cordella et al. haben einen Algorithmus mit Namen VF2 für das Graph und Teilgraph Isomorphismus Problem in großen Graphen entwickelt [Cordella et al. 2004]. In dem Vorgang des Matching haben sie einige Regeln definiert, wodurch die Komplexität des Rechnens stark reduziert wird. Eppstein konzentriert auf das Teilgraph Isomorphismus Problem von planaren Graphen [Eppstein 1999]. Der Graph wird in viele kleine Bäume unterteilt. Auf diesen wird mittels dynamischer Programmierung das Matching in linearer Zeit

durchgeführt.

Das genaue Graph Matching ist manchmal ungeeignet, beispielsweise für nicht komplett fest definierte Graphen, was z.B. bei Rauschen oder instabilen Komponenten vorkommt. Wegen des Unterschieds zwischen dem beobachteten Modell und idealen Modell, soll das Matchingsverfahren tolerant sein. Dadurch kann eine Korrespondenz zwischen zwei Graphen gefunden werden, obwohl es keine strenge Transformation dazwischen gibt. Außerdem benötigt das genaue Graph Matching Verfahren exponentielle Laufzeit im Worst-Case, die durch eine Approximation in ungenauen Matchingsverfahren stark reduziert werden kann. Messmer und Bunke haben ein Fehler-tolerantes Verfahren für Teilgraph Isomorphismus mit unbekanntem Graph als Eingabe entwickelt [Messmer & Bunke 1998]. Die Modellgraphen werden durch eine Vorverarbeitung in kleine Teilgraphen unterteilt. Alle diese Teilgraphen werden so zusammengefasst, dass die oftmals vorkommenden Teilgraphen nur ein mal repräsentiert werden. Der eingegebene Graph wird mit diesen verdichteten Graphen verglichen. Dadurch hängt die Laufzeit nur von der Anzahl der Modellgraphen ab.

Kapitel 3

Grundlagen

3.1 Generierung der 3D-Daten

3.1.1 TOF-Sensor

3.1.1.1 TOF Kamera

Die im MAROCO-System verwendete Kamera gehört zur Klasse der TOF-Sensoren, die außer den normalen Graufarbenbildern auch Tiefbilder liefern kann. Die Tiefmessung basiert auf dem sogenannten Laufzeitverfahren. Dazu wird die Szene durch ein Lichtpuls ausgeleuchtet und für jeden Bildpunkt wird die Zeit gemessen, die das Licht bis zum Objekt und wieder zurück braucht. Die Distanz ist direkt proportional zu der benötigten Zeit und kann durch die folgende Formel berechnet werden:

$$d = \frac{t_d}{2c} \quad (3.1)$$

wobei t_d die gemessene Zeit bezeichnet. Die Konstante c steht für die Lichtgeschwindigkeit.

Im Vergleich zu anderen 3D Kamerasystemen hat die TOF Kamera viele Vorteilen [[TOF-Kamera Wikipedia](#)]. Zuerst kann die TOF Kamera einfach die interessierenden Bereiche aus einem Bild extrahieren und nur die Pixel nah vor der Kamera betrachten. Zweitens, kann die TOF Kamera eine hohe Bildrate bis zu 80 bps erreichen. Diese Eigenschaft ermöglicht somit Echtzeitanwendungen. Außerdem benötigt die TOF Kamera weniger Platz als z.B. das Triangulationssystem und hat niedrigere Abhängigkeit von der Systemstruktur gegenüber dem Stereosystem.

Parameter	Value *	Notes
Type of Sensor	PhotonICS®PMD 41k-S2 (200x200)	Incl. SBI (Suppression of Background Illumination)
Standard measurement Range	0.3 to 7 m	
Repeatability (1 σ)	< 3 mm	Typical value, central sensor area @4m distance, 75% reflectivity
Frame Rate (3D)	40 fps @ 200x200 pixels 60 fps @ 176x144 pixels 80 fps @ 160x120 pixels	Typical value, depending on camera settings and ROI
Field of View	40° x 40°	CS mount lens: f = 12,8 mm F1,1
Illumination Wavelength	870 nm	Eye safety class 1
Operation modus	hardware / software trigger mode, free run mode (standard)	
Power Supply [V]	12V \pm 10%	
Interface	USB2.0	
Operating Temperature	0°C to 50°C	
Storage Temperature	- 20°C to 85°C	

* data for basic camera configuration

Abbildung 3.1: Die grundlegende Parameter der PMD Kamera. [PMD CamCube Einführung]

3.1.1.2 PMD Sensor

Der PMD Sensor heißt CamCube ist eine wichtige Komponente der TOF Kamera. Er liefert eine hohe Auflösung bis zum 204x204 Pixel und maximale Bildrate bis zum 40 bps. Durch Formel (3.1) wird der maximale Distanzbereich zum 7 m festgelegt. Die andere wichtigen Parameter findet man in Abbildung 3.1 [PMD CamCube Einführung].

Das Hintergrundlicht, z.B. das Sonnenlicht, könnte die Messung der Distanz stark stören. Die PMD Kamera benutzt das aktive Sendersignal und einen Fremdlicht-Filter (SBI), um das Hintergrundsignal zu unterdrücken. Außerdem bietet die PMD Kamera die Möglichkeit, die Integrationszeit der Kamera für jede Messung individuell einzustellen. Die Integrationszeit bezieht sich auf die Zeitspanne, in der die Kamera zur Aufzeichnung eines Bildes dem reflektierten Licht ausgesetzt wird. Für ein schwach reflektierendes Objekt benötigt der Sensor längere Integrationszeit als ein stark reflektierendes Objekt, um genug Information anzusammeln. Andererseits wird aber ausreichendes Licht von hellen Objekten auf den Sensor reflektiert, wenn die Integrationszeit zu lang definiert wird. In Abbildung 3.2 wird ein Beispiel der Tiefbilder mit verschie-

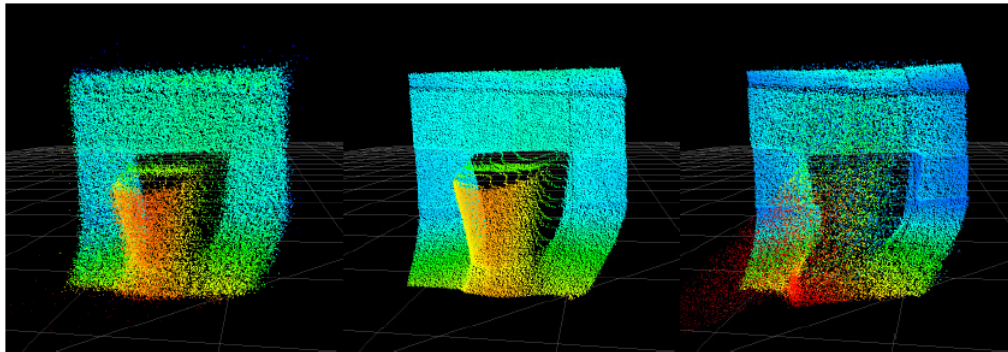


Abbildung 3.2: Integrationszeit von $140 \mu s$, $1400 \mu s$ bzw. $14000 \mu s$. Bitte beachten Sie die niedrige Signalstärke an der linken Seite und die Sättigung an der rechten Seite wegen der unangemessenen Integrationszeit. [PMD CamCube Entwicklungstutor]

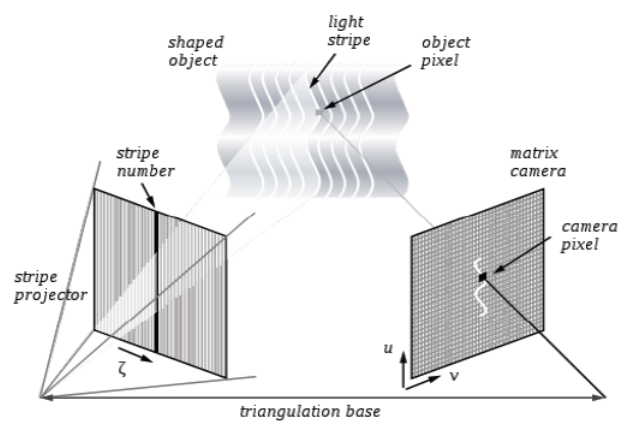


Abbildung 3.3: Das Arbeitsprinzip des Kinects. [Kinect-How it works]

denen Integrationszeiten gezeigt [PMD CamCube Entwicklungstutor].

3.1.1.3 Unterschied zwischen TOF Kamera und Kinect

Kinect ist eine Hardware zur Steuerung der Videospielekonsole Xbox360, die ein sogenanntes hands-free Kontrollieren liefert, wodurch die Spieler mit einigen bestimmten Gesten oder einer kurzen Bewegung ihres Körpers das Spiel spielen können [Kinect]. Um dieses Ziel zu erreichen, sammelt Kinect außer der normalen Bildeingabe aber auch die Tiefdaten der Szene an. Wegen dieser Eigenschaft wird das Gerät im Bereich von Computer Vision benutzt. Mithilfe des SDK ist die Programmierung der Kinect unter normalen Betriebssystemen z.B. Windows, Linux bzw. MacOS möglich.

Sensor	PMD CamCube	Kinect
Auflösung	204×204 Pixel	640×480 Pixel
Sichtfeld	40° × 40°	57° × 43°
Max Bildrate	40 fps	30 fps
Messbereich	0.3 → 7.0 m	1.2 → 3.5 m (mit Xbox Software)
Lange der Tiefdaten	8 bit (unsigned char)	11 bit

Tabelle 3.1: Die technische Daten von PMD Kamera und Kinect

Der Unterschied zwischen TOF Kamera und Kinect können auf dem Arbeitsprinzip zurückgeführt werden. In TOF Kameras wird die Tiefdaten durch dem Laufzeitverfahren berechnet, was im 3.1.1.1 erklärt wird. Das Abtastverfahren der Kinect heißt Light Coding. Eine große Menge von Streifen werden als Mustern auf die Szene bzw. die Objekte durch infrarotes Licht projiziert. Die ganz Szene mit diesen zusätzlichen Mustern wird von einer infraroten Kamera des Kinects aufgenommen. Durch die Verzerrung zwischen dem vordefinierten Muster im infraroten Licht und dem von der infraroten Kamera erkannten Muster kann das Tiefbild der Szene ausgerechnet werden. Die Abbildung 3.3 zeigt dieses Arbeitsprinzip der Kinect. Die weitere Information findet man im technischen Dokument des Firma Cadet [[Kinect-How it works](#)]. Der Vergleich über die genauen technischen Daten von PMD Kamera und Kinect wird in Tabelle 3.1 zusammengefasst. Obwohl Kinect eine bessere Auflösung und größeres Sichtfeld hat, ist die PMD Kamera wegen ihrer hohen Bildrate und großen Messbereich für das MAROCO-System geeignet. Außerdem mithilfe des SBI Systems ist die Arbeit der PMD Kamera unter schwieriger Umgebungsbedingung, z.B. außerhalb des Zimmers mit starker Störung von Sonneneinstrahlung, auch möglich.

3.1.2 Helligkeit und Sättigung

3.2 Markenerkennung

3.3 Markenverfolgung

3.3.1 Kalman-Filter

3.3.2 Singulärwertzerlegung

Sei M eine komplexe $m \times n$ Matrix mit Rang r . Dann bezeichnet die Singulärwertzerlegung das Produkt:

$$M = U\Sigma V^* \quad (3.2)$$

wobei U eine Unitäre Matrix mit Größe $m \times m$ und V^* die Adjungierte einer Unitären Matrix mit Größe $n \times n$ ist. Σ bezieht sich auf eine $m \times n$ Diagonalmatrix:

$$\Sigma = \left(\begin{array}{ccc|ccc} \sigma_1 & & & & \vdots & \\ & \ddots & & \dots & 0 & \dots \\ & & \sigma_r & & \vdots & \\ \hline & \vdots & & & \vdots & \\ \dots & 0 & \dots & \dots & 0 & \dots \\ & \vdots & & & \vdots & \end{array} \right)$$

mit $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$, wobei $\sigma_i, i = 1, \dots, r$ als die Singulärwerte von Σ genannt werden.

Mithilfe der Singulärwertzerlegung haben Scott und Longuet-Higgins einen Algorithmus zur Bestimmung der assoziierenden Merkmale entwickelt. Seien I und J zwei nachfolgende Bilder und haben jeweils m und n Merkmale, die als $I_i (i = 1, \dots, m)$ und $J_j (j = 1, \dots, n)$ bezeichnet werden. Dann wird eine $m \times n$ Matrix G mit den Elementen

$$G_{ij} = \exp\left(-\frac{r_{ij}^2}{2\sigma^2}\right)$$

definiert, wobei r_{ij} den Abstand zwischen Merkmale I_i und J_j beschreibt. σ wird als einen Standard für Abstand definiert, wodurch das Vergrößern oder Verkleinern der Verschiebung des Objekts geschätzt werden kann. Der Wert von G_{ij} nimmt durch die Erhöhung der Distanz von 1 bis 0 monoton ab. Der zweite Schritt des Algorithmus von Scott und Longuet-Higgins ist die Singulärwertzerlegung der Matrix G .

$$G = TDU$$

wobei T und U die Unitären Matrix mit jeweils Größe $m \times m$ und $n \times n$ sind, und D eine Diagonalmatrix ist. Sei E eine neue Matrix mit gleicher Größe von D , in der aber jedes diagonale Element als 1 ersetzt wird. Nach Austausch der Matrix D durch Matrix E erhält man eine neue orthogonale Matrix:

$$P = TEU$$

Die Aufgabe des dritten Schritts ist das Element P_{ij} zu finden, was gleichzeitig das Maximum der Reihe und Spalte ist. Wenn P_{ij} diese Bedingung erfüllt, sagt man, dass

es eine Eins zu Eins Korrespondenz zwischen den Merkmalen I_i und J_j gibt. Der ganze Algorithmus kann durch folgendem Pseudocode erklärt werden.

Algorithm 1 Bestimmung der Korrespondenz der Merkmalen von zwei Bildern

```

 $I, J, \sigma, Result$ 
for  $i = 1 \rightarrow m, j = 1 \rightarrow n$  do
     $r_{ij} \leftarrow Dis(I_i, J_j)$ 
     $G_{ij} \leftarrow exp(-\frac{r_{ij}^2}{\sigma^2})$ 
end for
 $T, U \leftarrow$  Singulärwertzerlegung von  $G$ 
 $E \leftarrow m \times n$  Diagonalmatrix mit  $E_{ii} = 1$ 
 $P \leftarrow TEU$ 
for  $i = 1 \rightarrow m$  do
     $MaxSpalteIndex[i] \leftarrow$  Index der Spalte des maximalen Elements an Reihe  $i$ .
end for
for  $i = 1 \rightarrow m$  do
    if  $P_{iMaxSpalteIndex[i]}$  ist Maximum der Spalte  $MaxSpalteIndex[i]$  then
         $Result \leftarrow$  Punktpaar( $I_i, J_{MaxSpalteIndex[i]}$ )
    end if
end for
  
```

3.4 Schätzung der Transformation

3.4.1 Quaternion

Ein Quaternion besteht aus einem Vektor mit 4 Elementen, wobei ein Element ein Skalar bezeichnet und die anderen drei eine Richtung im 3D Raum beschreiben. Quaternionen können aber auch als eine Erweiterung der komplexen Zahlen betrachtet werden, deren Imaginärteil nach drei neuer Zahlen i , j und k entwickelt werden. Eine Normalform der Quaternion findet man im unten:

$$q = q_0 + iq_x + jq_y + kq_z$$

i , j und k erfüllen die sogenannte Hamilton-Regeln:

$$\begin{aligned}
 i^2 &= j^2 = k^2 = ijk = -1 \\
 ij &= k, \quad jk = i, \quad ki = j \\
 ji &= -k, \quad kj = -i, \quad ik = -j
 \end{aligned}$$

Ein andere Form mit getrennten Realteil und Imaginärteil wird im Folgenden definiert:

$$q = (q_0, \vec{q}) \quad (3.3)$$

wobei $q_0 \in \mathbb{R}$ ein Skalar und $\vec{q} \in \mathbb{R}^3$ ein Vektor ist. Sei r ein andere Quaternion mit:

$$r = r_0 + ir_x + jr_y + kr_z$$

Analog zum Vektoren im \mathbb{R}^4 wird das Skalarprodukt zwischen zwei Quaternion definiert als:

$$\langle q, r \rangle := q \cdot r := q_0 r_0 + q_x r_x + q_y r_y + q_z r_z$$

Weiterhin kann die Quaternionmultiplikation mithilfe der Form (3.3) berechnet als:

$$qr = (q_0 r_0 - \vec{q} \cdot \vec{r}, \quad q_0 \vec{r} + \vec{q} r_0 + \vec{q} \times \vec{r}) \quad (3.4)$$

$$\begin{aligned} &= (q_0 r_0 - q_x r_x - q_y r_y - q_z r_z) \\ &+ i(q_0 r_x + q_x r_0 + q_y r_z - q_z r_y) \\ &+ j(q_0 r_y - q_x r_x + q_y r_0 + q_z r_z) \\ &+ k(q_0 r_z + q_x r_y - q_y r_x + q_z r_0) \end{aligned} \quad (3.5)$$

Die rechte Multiplikation von r in Formel (3.5) kann aber auch zum einen links multiplizierten Matrix umschrieben werden.

$$qr = \begin{pmatrix} r_0 & -r_x & -r_y & -r_z \\ r_x & r_0 & r_z & -r_y \\ r_y & -r_z & r_0 & r_x \\ r_z & r_y & -r_x & r_0 \end{pmatrix} = \mathbf{R}q \quad (3.6)$$

Das konjugierte Quaternion von q ist definiert als:

$$\bar{q} = q_0 - iq_x - jq_y - kq_z$$

Das Produkt eines Quaternion und dessen Konjugierte ist eine nicht negative reelle Zahl.

$$q \cdot \bar{q} = q_0^2 + q_x^2 + q_y^2 + q_z^2$$

Mithilfe des konjugierten Quaternion kann man die Länge des Quaternion $|q|$ definieren:

$$|q| = \sqrt{q \cdot \bar{q}}$$

Ist die Länge eines Quaternion gleich 1, nennt man das Quaternion ein Einheitsquaternion. Für ein Einheitsquaternion gilt:

$$q \cdot \bar{q} = 1 \iff \bar{q} = q^{-1}$$

D.h. die Inverse und Konjugierte sind identisch. Für jedes Einheitsquaternion $q \neq \pm 1$ gibt es eine entsprechende Polardarstellung:

$$q = \cos \alpha + v \cdot \sin \alpha \quad (3.7)$$

mit $\alpha = \arccos(q_0) \in (0, \pi)$ und $v = \frac{1}{\sin \alpha}(iq_x + jq_y + kq_z)$.

3.4.2 Beschreibung der Drehungen im Dreidimensionalen Raum mit Quaternionen

Die Drehungen im dreidimensionalen Raum können durch die Einheitsquaternionen sehr gut beschrieben werden. Eine Abbildung der Rotation ρ_q kann in folgender Form definiert werden:

$$\rho_q : x \rightarrow qx\bar{q}$$

wobei q ein Einheitsquaternion und \bar{q} dessen Konjugierte ist. Mithilfe der Polardarstellung (3.7) kann die Abbildung ρ_q sich auf eine Drehung im \mathbb{R}^3 um die Achse v mit Winkel $2\alpha \in (0, 2\pi)$ beziehen. Die entsprechende orthogonale Matrix von q ist

$$R = \begin{pmatrix} q_0^2 + q_x^2 - q_y^2 - q_z^2 & 2q_xq_y - 2q_0q_z & 2q_xq_z + 2q_0q_y \\ 2q_xq_y + 2q_0q_z & q_0^2 - q_x^2 + q_y^2 - q_z^2 & 2q_yq_z - 2q_0q_x \\ 2q_xq_z - 2q_0q_y & 2q_yq_z + 2q_0q_x & q_0^2 - q_x^2 - q_y^2 + q_z^2 \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

was zur Drehgruppe $SO(3)$ gehört und eine Drehung in der Matrixform repräsentiert.

3.4.3 Orientierung mit Einheitsquaternion

Das Verfahren für die Orientierung der Objekte mithilfe der Quaternionen wurde erst von Horn im 1987 veröffentlicht [[Horn 1987](#)]. Seien D und M zwei Punktmengen mit gleicher Größe n . Dann kann die Transformation zwischen den Punkten von zwei Menge formuliert werden als:

$$d_i = \mathbf{R}m_i + \mathbf{T} + e_i \quad (3.9)$$

wobei d_i und m_i die i -ten Punkte der Punktmengen D bzw. M bezeichnen. \mathbf{R} ist die Rotationsmatrix und \mathbf{T} ist die Translationsmatrix. e_i beschreibt den Fehler für die Transformation, und kann umformuliert werden als:

$$e_i = d_i - \mathbf{R}m_i + \mathbf{T} \quad (3.10)$$

Das Ziel des Verfahrens ist, eine Rotations- bzw. Transformationsmatrix mit minimalem Fehler zu finden, dadurch wird die Summe des Quadrats von e_i betrachtet.

$$\sum_{i=1}^n \|e_i\|^2 = \sum_{i=1}^n \|d_i - \mathbf{R}m_i + \mathbf{T}\|^2 \quad (3.11)$$

Seien \bar{d} und \bar{m} die Schwerpunkte jeweils der Punktmenge D und M . Dann gilt

$$\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i \quad \bar{m} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i$$

Der Abstand von jedem Punkt zum Schwerpunkt wird berechnet als:

$$d'_i = d_i - \bar{d} \quad m'_i = m_i - \bar{m}$$

und die Summe der Abstände erfüllt natürlich

$$\sum_{i=1}^n d'_i = 0 \quad \text{und} \quad \sum_{i=1}^n m'_i = 0 \quad (3.12)$$

Dann kann der Fehler in Formel (3.10) mit den Abständen zum Schwerpunkt \bar{d} und \bar{m} umgeschrieben werden:

$$e_i = d'_i - \mathbf{R}m'_i + \mathbf{T}' \quad (3.13)$$

wobei \mathbf{T}' als

$$\mathbf{T}' = \mathbf{T} - \bar{d} + \mathbf{R}\bar{m}$$

definiert wird. Analog kann die Summe des Quadrats des Fehlers neu formuliert werden.

$$\begin{aligned}
\sum_{i=1}^n \|e_i\|^2 &= \sum_{i=1}^n \|d'_i - \mathbf{R}m'_i + \mathbf{T}'\|^2 \\
&= \sum_{i=1}^n \|d'_i - \mathbf{R}m'_i\|^2 - 2\mathbf{T}' \cdot \sum_{i=1}^n (d'_i - \mathbf{R}m'_i) + n\|\mathbf{T}'\|^2
\end{aligned} \tag{3.14}$$

Wegen (3.12) ist der zweite Term gleich 0. Der dritte Term kann nicht negativ sein und wird 0, wenn der gesamte Fehler minimiert wird. D.h.:

$$\begin{aligned}
\mathbf{T}' &= \mathbf{T} - \bar{d} + \mathbf{R}\bar{m} = 0 \\
\Rightarrow \mathbf{T} &= \bar{d} + \mathbf{R}\bar{m}
\end{aligned} \tag{3.15}$$

Die Formel (3.15) berechnet direkt die Transformationsmatrix durch die Rotationsmatrix und die Schwerpunkte der beiden Punktmengen. Der erste Term von (3.14) kann zu

$$\sum_{i=1}^n \|d'_i - \mathbf{R}m'_i\|^2 = \sum_{i=1}^n (d_i^{tt}d'_i + m_i^{tt}m'_i - 2d_i^{tt}\mathbf{R}m'_i) \tag{3.16}$$

weiter formuliert werden. Dann wird die Minimierung des Fehlers durch die Bestimmung des Maximum der Summe

$$\sum_{i=1}^n d_i^{tt}\mathbf{R}m'_i \tag{3.17}$$

erreicht. Durch Ersetzen der Rotationsmatrix mit Quaternion wird das maximierte Problem umformuliert als:

$$\sum_{i=1}^n (qm_i''\bar{q}) \cdot d_i''$$

wobei $m_i'' = (0, m'_{i,x}, m'_{i,y}, m'_{i,z})$ und $d_i'' = (0, d'_{i,x}, d'_{i,y}, d'_{i,z})$ die erweiterte Quaternion für Punkte m'_i bzw. d'_i sind. Dann gilt:

$$\begin{aligned}
\sum_{i=1}^n (qm_i''\bar{q}) \cdot d_i'' &= \sum_{i=1}^n (qm_i''\bar{q}) \cdot (d_i''q\bar{q}) \\
&= \sum_{i=1}^n (qm_i'') \cdot (d_i'')
\end{aligned} \tag{3.18}$$

Die beide Multiplikationen in Klammer können als Formel (3.5) zum Produkt von einem Quaternion und einer Matrix umschrieben werden.

$$qm_i'' = \begin{pmatrix} 0 & -m'_{i,x} & -m'_{i,y} & -m'_{i,z} \\ -m'_{i,x} & 0 & -m'_{i,z} & -m'_{i,y} \\ -m'_{i,y} & -m'_{i,z} & 0 & -m'_{i,x} \\ -m'_{i,z} & -m'_{i,y} & -m'_{i,x} & 0 \end{pmatrix} = \mathbf{M}_i q$$

und

$$d_i'' q = \begin{pmatrix} 0 & -d'_{i,x} & -d'_{i,y} & -d'_{i,z} \\ d'_{i,x} & 0 & -d'_{i,z} & d'_{i,y} \\ d'_{i,y} & d'_{i,z} & 0 & -d'_{i,x} \\ d'_{i,z} & -d'_{i,y} & d'_{i,x} & 0 \end{pmatrix} = \mathbf{D}_i q$$

Dann kann (3.18) weiter ableitet werden:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (\mathbf{M}_i q) \cdot (\mathbf{D}_i q) &= \sum_{i=1}^n q^t \mathbf{M}_i^t \mathbf{D}_i q \\ &= q^t \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{M}_i^t \mathbf{D}_i \right) q \\ &= q^t \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{N}_i \right) q \\ &= q^t \mathbf{N} q \end{aligned} \tag{3.19}$$

wobei $\mathbf{N}_i = \mathbf{M}_i^t \mathbf{D}_i$ ist, und \mathbf{N} die Summe von \mathbf{N}_i beschreibt. Sei \mathbf{H} die Summe der Kreuzprodukten des Punktpaars von Punktmengen D und M .

$$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^n m_i d_i^t$$

Es ist deutlich, dass die Größe der Matrix \mathbf{H} 3×3 ist, deshalb kann \mathbf{H} auch als

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} S_{xx} & S_{xy} & S_{xz} \\ S_{yx} & S_{yy} & S_{yz} \\ S_{zx} & S_{zy} & S_{zz} \end{pmatrix}$$

geschrieben werden, wobei

$$S_{xx} = \sum_{i=1}^n m'_{i,x} d'_{i,x} \quad S_{xy} = \sum_{i=1}^n m'_{i,x} d'_{i,y}$$

usw. Dann kann die Matrix \mathbf{N} im (3.19) durch die Elemente von \mathbf{H} dargestellt werden als:

$$\mathbf{N} = \begin{pmatrix} S_{xx} + S_{yy} + S_{zz} & S_{yz} - S_{zy} & S_{zx} - S_{xz} & S_{xy} - S_{yx} \\ S_{yz} - S_{zy} & S_{xx} - S_{yy} - S_{zz} & S_{xy} + S_{yx} & S_{zx} + S_{xz} \\ S_{zx} - S_{xz} & S_{xy} + S_{yx} & -S_{xx} + S_{yy} - S_{zz} & S_{yz} + S_{zy} \\ S_{xy} - S_{yx} & S_{zx} + S_{xz} & S_{yz} + S_{zy} & -S_{xx} - S_{yy} + S_{zz} \end{pmatrix} \quad (3.20)$$

Nach dem Beweis von Horn [[Horn 1987](#)] wird die Formel (3.19) Maximum, genau dann wenn q der zu dem maximalen positiven Eigenwert der Matrix \mathbf{N} entsprechende Eigenvektor ist.

3.5 Objekterkennung

3.5.1 Teilgraph Isomorphismus

Kapitel 4

Implementierung

Kapitel 5

Experimentelle Auswertung

Hier kommt die Auswertung ...

Kapitel 6

Schlusswort

Diese Arbeit implementiert die auf Marker basierte Objekterkennung bzw. Verfolgung im Grund auf dem Rahmenwerk MAROCO. Die Oberflächen der Zielobjekt werden mit retroreflektierenden Marker markiert. Eine PMD-Kamera beobachtet die ganze Szene von oben und liefert direkt die 3D-Daten. Die totale Laufzeit kann in zwei Phasen zusammengefasst werden. In der Initialisierungsphase wird die Fremdobjekt unter der Kamera gezeigt und die Marker darauf sollen herausgekannt und im System gespeichert werden. Wenn es mehr Objekte gibt, wird eine Kalibrierung am Anfang durchgeführt. Mills in [Mills & Novins 2000] hat eine kompakte Segmentierung der Bewegung mithilfe des sogenannten „Feature Interval Graph“ dargestellt. [Rhijn & Mulder 2005] erweitert die Arbeit von Mills. Ein auf Pyramide basiertes Clustering-Verfahren wird statt des alten auf Dreiecke basierten Clustering-Verfahren vorgeschlagen. Nach der Initialisierungsphase wird das Objekt aus dem Gesichtsfeld der Kamera verschoben. Die Erkennungsphase fängt genau an, wenn das gleiche Objekt wieder unter der Kamera eingebracht wird. Die reflektierende Marker sollen nochmal gesammelt werden und ein von [Rhijn & Mulder 2005] repräsentierter Teilgraph-Tracker wird dann implementiert, um die Objekt zu kennen und die Position zu bestimmen.

Literaturverzeichnis

- [Agrawal, Konolige & Blas 2008] M. Agrawl, K. Konolige and M. Blas: *CenSurE: Center Surround Extremas for Realtime Feature Detection and Matching*. in Computer Vision-ECCV 2008, pp.102-115, Springer Berlin/Heidelberg (Zitiert auf Seite 6)
- [ARToolKit] ARToolKit <http://www.hitl.washington.edu/artoolkit/> Zuletzt besucht: 02.12.2011 (Zitiert auf Seite 4)
- [Arun, Huang & Blostein 1987] K.S. Arun, T.S. Huang and S.D. Blostein: *Least-squares fitting of two 3-D point sets*. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell (1987) 9:698-700. (Zitiert auf Seite 7)
- [Besl & McKay 1992] P. Besl and N. McKay: *A Method for Registration of 3-D Shapes*. Trans. PAMI, Vol. 14, No. 2, 1992. (Zitiert auf Seite 8)
- [Black & Yacoob 1997] M.J. Black and Y. Yacoob: *Recognizing Facial Expressions in Image Sequences Using Local Parameterized Models of Image Motion* International Journal of Computer Vision 25(1), 23-48 (1997) (Zitiert auf Seite 5)
- [Chavarria & Sommer 2007] M.A. Chavarria and G. Sommer: *Structural ICP algorithm for pose estimation based on local features*. Computer Vision Theory and Applications - VISAPP , pp. 341-346, 2007 (Zitiert auf Seite 8)
- [Chen & Medioni 1991] Y. Chen, G. Medioni: *Object Modeling by Registration of Multiple Range Images*. Proc. IEEE Conf. on Robotics and Automation, 1991. (Zitiert auf Seite 8)
- [Conte et al. 2004] D. Conte, P. Foggia, C. Sansone and M. Vento: *Thirty years of graph matching in pattern recognition*. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence Vol. 18, No. 3 (2004) 265-298 (Zitiert auf Seite 9)
- [Cordella et al. 2004] L.P. Cordella, P. Foggia, C. Sansone and M. Vento: *A (Sub)Graph Isomorphism Algorithm for Matching Large Graphs*. IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 26, NO. 10, OCTOBER 2004 (Zitiert auf Seite 9)
- [Dorai, Weng & Jain 1997] C. Dorai, J. Weng and A.K. Jain: *Optimal registration of object views using range data*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 19(10):1131-1137, 1997 (Zitiert auf Seite 8)
- [Eggert, Lorusso & Fisher 1997] D.W. Eggert, A. Lorusso, R.B. Fisher: *Estimating 3-D rigid body transformations: a comparison of four major algorithms*. Machine

- Vision and Applications (1997) 9: 272-290. (Zitiert auf Seite 7)
- [Eppstein 1999] D. Eppstein: *Subgraph Isomorphism in Planar Graphs and Related Problems*. Journal of Graph Algorithms and Applications, vol. 3, no. 3, pp. 1?27 (1999) (Zitiert auf Seite 9)
- [Haag & Nagel 1999] M. Haag and H. Nagel: *Combination of Edge Element and Optical Flow Estimates for 3D-Model-Based Vehicle Tracking in Traffic Image Sequences*. International Journal of Computer Vision, Volume 35, Number 3, 295-319, 1999 (Zitiert auf Seite 5)
- [Harris 1992] C. Harris: *Tracking with Rigid Objects*. MIT Press. 1992 (Zitiert auf Seite 4)
- [Horn & Schunck 1981] B.K.P. Horn and B.G. Schunck: *Determining optical flow*. Artificial Intelligence Volume 17, Issues 1?3, August 1981, Pages 185-203 (Zitiert auf Seite 5)
- [Horn 1987] B.K.P. Horn: *Closed-form solution of absolute orientation using unitquaternions*. J. Opt. Soc. Am. A, vol. 4, 629-642, 1987. (Zitiert auf Seiten 7, 18 und 22)
- [ICP Wiki] ICP Wikipedia http://de.wikipedia.org/wiki/Iterative_Closest_Point_Algorithm Zuletzt besucht: 02.02.2012 (Zitiert auf Seite 8)
- [Jurie & Dhome 2001] F. Jurie and M. Dhome: *A simple and efficient template matching algorithm*. International Conference on Computer Vision (ICCV 01) 2 (2001) 544-549. (Zitiert auf Seite 5)
- [Kinect] Kinect <http://www.xbox.com/en-US/kinect> Zuletzt besucht: 02.12.2011 (Zitiert auf Seiten 3 und 13)
- [Kinect-How it works] Kinect-How it works http://www.cadet.at/wp-content/uploads/2011/02/kinect_tech.pdf Zuletzt besucht: 15.03.2012 (Zitiert auf Seiten 13 und 14)
- [Kanatani 1994] K. Kanatani: *Analysis of 3-D rotation fitting*. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell (1994) 16:543-549 (Zitiert auf Seite 7)
- [Lamdan et al. 1988] Y. Lamdan, J.T. Schwatrtz and H.J. Wolfson: *On recognition of 3-D objects from 2-D images*. In Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1988 (Zitiert auf Seite 9)
- [Lepetit & Fua 2005] V. Lepetit and P. Fua: *Monocular Model-Based 3D Tracking of Rigid Objects: A Survey*. Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision Vol.1, No 1(2005) 1-89. (Zitiert auf Seiten 3, 4 und 5)
- [Lucas & Kanade 1981] B.D. Lucas and T. Kanade: *An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision*. Proceedings of Imaging Understanding Workshop, pp. 121-130 (1981). (Zitiert auf Seite 5)
- [Messmer & Bunke 1998] B.T. Messmer and H. Bunke: *A New Algorithm for Error-Tolerant Subgraph Isomorphism Detection*. IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 20, NO. 5, MAY 1998 (Zitiert auf Seite 10)

- [Mills & Novins 2000] S. Mills and K. Novins: *Motion Segmentation in Long Image Sequences*. In Proceedings of the British Machine Vision Conference 2000, pp.162-171. (Zitiert auf Seiten 8 und 25)
- [Odessa 2011] Odessa <http://computer-vision-talks.com/2011/01/comparison-of-the-opencv-feature-detection-algorithms-2/> Zuletzt besucht: 02.12.2011 (Zitiert auf Seite 6)
- [PMD CamCube Einführung] PMDs CamCube Einführung: http://www.pmdtec.com/fileadmin/pmdtec/downloads/documentation/datenblatt_camcube3.pdf Zuletzt besucht: 13.03.2012 (Zitiert auf Seite 12)
- [PMD CamCube Entwicklungstutor] PMDs CamCube Development Tutorial: http://www.pmdtec.com/fileadmin/pmdtec/downloads/documentation/camcube_softwaredevelopmenttutorial.pdf Zuletzt besucht: 14.03.2012 (Zitiert auf Seite 13)
- [Rhijn & Mulder 2005] A. van Rhijn and J. D. Mulder: *Optical Tracking and Calibration of Tangible Interaction Devices*. IPT & EGVE Workshop, 2005. (Zitiert auf Seiten 6, 8, 9 und 25)
- [Rusinkiewicz & Levoy 2001] S. Rusinkiewicz and M. Levoy: *Efficient Variants of the ICP Algorithm*. In Proceeding of the Third Intl. Conf. on 3D Digital Imaging and Modeling, pages 145-152, Quebec City, Canada (Zitiert auf Seite 8)
- [Scott & Longuet-Higgins 1991] G.L. Scott and H.C. Longuet-Higgins: *An algorithm for associating the features of two images*. In Proc. Royal Society London, 1991, vol.B244, pp.21-26. (Zitiert auf Seite 6)
- [Shi & Tomasi 1994] J. Shi and C. Tomasi: *Good features to track*. in IEEE Computer Society Conference: Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. (Zitiert auf Seite 5)
- [TOF-Kamera Wikipedia] TOF-Kamera Wikipedia: <http://de.wikipedia.org/wiki/Time-of-flight-Sensor> Zuletzt besucht: 02.04.2012 (Zitiert auf Seite 11)
- [Tomasi & Kanade] C. Tomasi and T. Kanade: *Detection and Tracking of Point Features*. CiteSeerX - Scientific Literature Digital Library and Search Engine (United States) (Zitiert auf Seite 5)
- [Ullmann 1976] J.R. Ullmann: *An Algorithm for Subgraph Isomorphism*. Journal of the ACM (JACM), Volume 23 Issue 1, Jan. 1976 (Zitiert auf Seite 9)
- [Umeyama 1991] S. Umeyama: *Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns*. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell (1991) 13:376-380 (Zitiert auf Seite 7)
- [Vaccetti, Lepetit & Fua 2004] L. Vacchetti, V. Lepetit and P. Fua: *Combining edge and texture information for real-time accurate 3D camera tracking*. Proceedings of the Third IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, 2004 (Zitiert auf Seite 4)
- [VICON] <http://www.vicon.com> Zuletzt besucht: 01.12.2011 (Zitiert auf Seite 3)

- [Zhang & Navab 2000] X. Zhang and N. Navab: *Tracking and pose estimation for computer assisted localization in industrial environments*. Applications of Computer Vision, 2000, Fifth IEEE Workshop on. (Zitiert auf Seite 4)
- [Zhang et al. 1995] Z. Zhang, R. Deriche, O. Faugeras and Q. Luong: *A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry*. Artificial Intelligence Volume 78, Issues 1?2, October 1995, Pages 87-119 (Zitiert auf Seite 5)