



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Anwendung 1-Hausarbeit

Hosnia Najem

Modellbasiertes Suchen von Objekten

Hosnia Najem

Modellbasiertes Suchen von Objekten

Hausarbeit im Rahmen der Anwendung 1
im Masterstudiengang Informatik
am Department Informations- und Elektrotechnik
der Fakultät Technik und Informatik
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Betreuender Prüfer :

Prof. Dr. Kai von Luck

Prof. Dr. rer. nat. Gunter Klemke

Abgegeben am 28. Februar 2010

Inhaltsverzeichnis

1	EINLEITUNG	5
1.1	MOTIVATION	6
1.2	SZENARIO	6
1.3	ZIEL	7
2	ANFORDERUNGEN	7
2.1	OBJEKTERKENNUNG	7
2.1.1	<i>SIFT Scale Invariant Feature Transformation</i>	7
2.2	POSITIONSBESTIMMUNG UND MODELLIERUNG VON OBJEKTEN IM RAUM	11
2.2.1	<i>Keramamodelle</i>	11
2.2.2	<i>Raummodell</i>	13
2.2.3	<i>CityGML City Geography Markup Language</i>	13
3	KONKLUSION	15
3.1	ZUSAMMENFASSUNG	15
3.2	AUSBLICK	15
4	LITERATURVERZEICHNIS	17

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1 Plan des Labor Living Place Hamburg (Quelle: HAW Hamburg)	5
Abbildung 2 Difference of Gaussian (DOG) Pyramide (Quelle: (NAJEM 2010))	8
Abbildung 3 Extremsuche im DOG Bildern (Quelle: (NAJEM 2010))	9
Abbildung 4 SIFT Objektmodelle (Lowe 1999)	10
Abbildung 5 Beispiel SIFT Matching Quelle: (Lowe 1999)	10
Abbildung 6 Kameramodell: Quelle: (MEISEL 2009)	11
Abbildung 7 Passmarken (Quelle: (MEISEL 2009))	12
Abbildung 8 City GML: Levels of Details (Quelle: (CITYGML 2008))	14
Abbildung 9 3D-Modell Living Place Hamburg (Quelle: HAW Hamburg)	15

1 Einleitung

Mit der zunehmenden Geschwindigkeit von Veränderungen in unserem Leben und der daraus entstehenden Komplexität unseres Alltags, werden Lösungen gesucht die den „heutigen“ Menschen unterstützen. Die Informatik unternimmt wissenschaftliche Anstrengungen und kreiert Projekte die sich mit computerunterstützten Anwendungen zur effizienteren Gestaltung unseres Alltags beschäftigen. Ziel ist es eine Umgebende Intelligenz zu schaffen bei dem die Interaktion zwischen Computer und Mensch für den Anwender verborgen bleibt.

Im Masterstudiengang für Informatik an der Hochschule für Angewandte Wissenschaften (HAW) werden von Beginn an Veranstaltungen durchgeführt die sich mit der Analyse bereits vorhandener Technologien und Techniken der Informatik beschäftigen. Daraus sollen eigene Ideen sowie Konzepte für anstehende Projekte im weiteren Studienverlauf entwickelt und erarbeitet werden.

Diese Hausarbeit beschäftigt sich mit dem von der HAW ins Leben gerufenes Projekt des Living Place Hamburg, speziell mit der Erkennung von Objekten im Raum.

Das Living-Place-Labor der HAW Hamburg stellt eine Plattform für die Erforschung und Umsetzung der neusten Technologien dar.

Die Abbildung 1 zeigt den Baumodell des Living-Place-Labor dar.

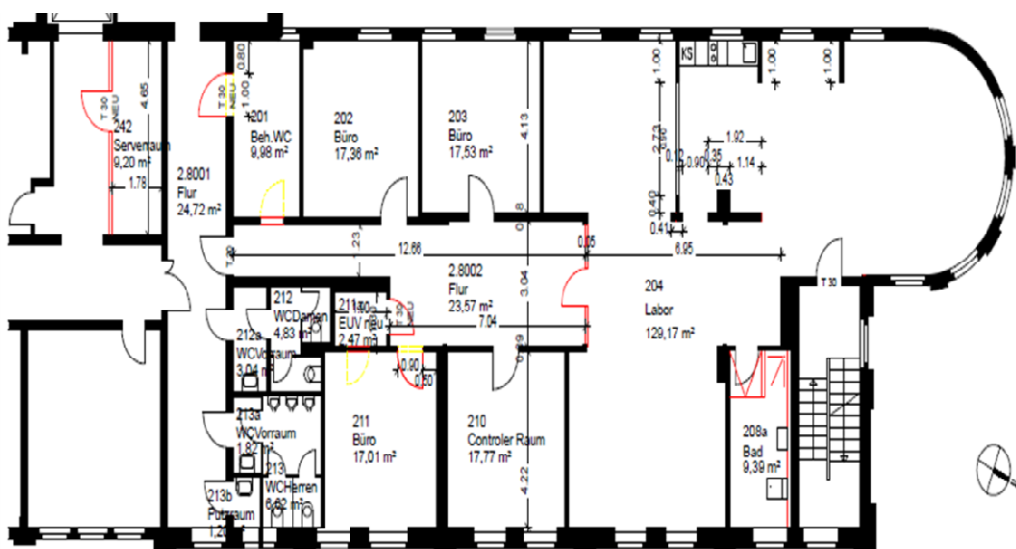


Abbildung 1 Plan des Labor Living Place Hamburg (Quelle: HAW Hamburg)

Der Living Place Hamburg repräsentiert einen Eine-Person-Haushalt. Die Wohnung ist aufgeteilt in Bereiche wie Küche, Wohnbereich und hat ein Bad. Dabei soll dies aber nicht als eine klassische Trennung zwischen den Räumen gesehen werden. Die Wohnung passt sich den Bedürfnissen, der Stimmung und der Tageslage der Bewohner an.

Die Küche kann ebenso den Charakter eines Arbeitszimmers annehmen wie in nächsten Augenblick wieder die Küche darzustellen. Genauso ist der Wohnbereich nicht fest definiert als ein Wohnzimmer, sondern wird zum Schlafraum umgestaltet, wenn der Bewohner dies wünscht. Diese Beschreibung hört sich so verwirrend an wie komplex die Umsetzung auch ist.

Um diese Eigenschaften realisieren zu können, ist die Wohnung und deren Mobiliar (Equipment) mit verschiedenen Sensor-, Audio- und Kamerasystemen und vielen Anwendungen mit Singletouch- und Multitouch-Tischen und Monitoren ausgestattet.

Für den Living Place Hamburg sind bereits im Rahmen vieler Master- und Bachelorprojekte und diverser Ausarbeitungen verschiedenste Systeme und Technologien entwickelt und eingesetzt worden.

1.1 Motivation

Das Teilprojekt lautet „Modellbasiertes Suchen von Objekten“. Es beruht auf der Idee, den Living Place Hamburg mit einem Auge auszustatten.

Basierend auf meiner Bachelorarbeit in (NAJEM 2010)), möchte ich das Thema Objekterkennung und Objektverfolgung in diesem Projekt weiterführen und vertiefen.

1.2 Szenario

Die Grundlage des Szenarios bilden die eingebauten Kameras im Living-Place-Labor. Die Kameras sollen das menschliche Auge unterstützen und ergänzen.

Die Vision ist die automatische und selbstständige Suche nach einem beliebigen Objekt in einem Raum.

Mann stelle sich vor, man steht in der Küche und ist auf der Suche nach seinem Telefon. Nun beauftragt man die Kameras, das Telefon in der Wohnung zu suchen und dessen Position zu ermitteln. Die Kamerasysteme sollten in der Lage sein, das gesuchte Objekt schnell in der Wohnung wiederzuerkennen und seine Position wiederzugeben.

Die entscheidenden Kriterien für das Verfahren zur Erkennung von Objekten ist die sichere Wiedererkennung selbst bei Objekten, die zum Teil verdeckt sind. Es muss zuverlässig bei sich ständig verändernden Hintergründen reagieren.

1.3 Ziel

Ziel des Projektes ist eine zuverlässige Wiedererkennung und Wiederfindung eines beliebigen Objekts unabhängig von seiner Lage im Living-Place-Labor. Modellierung des Objekts aus einer 2D-Abbildung in ein 3D-Modell. Erstellung eines virtuellen Raummodells mithilfe der CityGML, um das gesuchte Objektmodell im Raummodell anzuzeigen.

2 Anforderungen

2.1 Objekterkennung

2.1.1 SIFT Scale Invariant Feature Transformation

Die Scale Invariant Feature Transformation (SIFT) wurde entwickelt von David Lowe und wird in (Lowe 1999) vorgestellt.

Sie ist ein merkmalsbasierter Algorithmus, der vor zwei Jahren den Durchbruch in der Verfolgung von Objekten in Bildern markierte. In den letzten Jahren hat sich SIFT an der HAW Hamburg durch seine Schnelligkeit und Zuverlässigkeit als meist bewährter Suchalgorithmus zur Wiedererkennung von Objekten etabliert und fand in vielen Bereichen seinen Einsatz.

Das Besondere der skalierungsinvariante Merkmalstransformation ist die Eigenschaften, Objekte in Bildern unabhängig von der Umgebungsbeleuchtung, ihrer Lage und ihrer Skalierung wiederzufinden.

Der SIFT-Algorithmus definiert ein Merkmal als einen markanten Punkt mit Informationen über seine Umgebung (Pixelnachbarschaft), welche in einem 128-dimensionalen realen Vektor (dem Deskriptor) zusammengefasst sind.

Diese Merkmale sind invariant gegenüber Skalierung, Drehung und Verschiebung des markanten Punktes. Darüber hinaus wird durch den Deskriptor ebenfalls eine Invarianz hinsichtlich unterschiedlicher Beleuchtung eines Objekts erreicht.

Für jeden markanten Punkt wird zudem seine Orientierung, Skalierung sowie Position bestimmt und mit den markanten Punkten weiterer Bilder über ihre euklidische Distanz verglichen. Die extrahierten Merkmale eines markanten Punktes besitzen durch diese Eigenschaften einen hohen Wiedererkennungswert und machen diesen Algorithmus zu einer sehr effizienten Lösung für die Objekterkennung und -verfolgung in Bildsequenzen.

Die genaue Funktionalität von SIFT wurde von mir in meiner Bachelorarbeit (NAJEM 2010) ausführlich behandelt. Hier nur ein kurzer Überblick über die Funktionalität von SIFT.

Die Extraktion von markanten Punkten und der dazugehörigen Merkmale aus einer Abbildung ist der wesentliche Bestandteil des Algorithmus von David Lowe in (Lowe 1999).

Zur Gewinnung von markanten Punkten aus einer Abbildung wird eine sogenannte Gaußpyramide gebildet (s. Abb. 2 Difference of Gaussian (DOG) Pyramide).

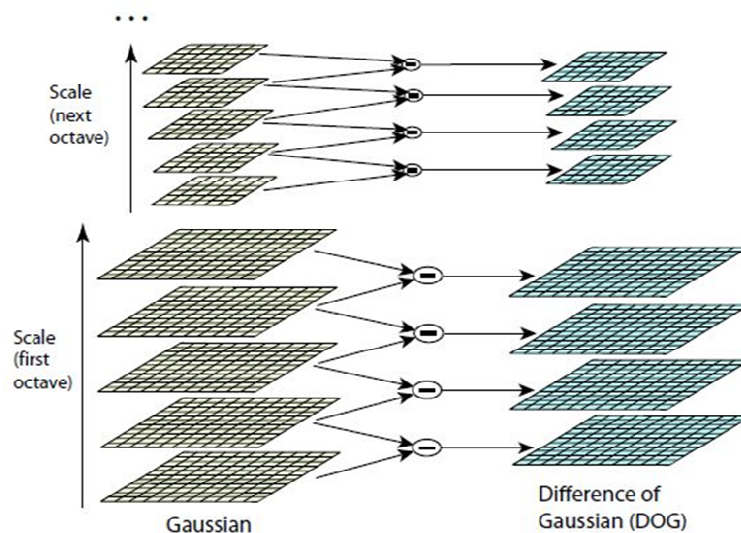


Abbildung 2 Difference of Gaussian (DOG) Pyramide
(Quelle: (NAJEM 2010))

Beim ersten Schritt wird eine Gaußglättung des Eingangsbildes angewendet, diese liefert die Reduzierung von Detailinformationen des Eingangsbildes. Im zweiten Schritt wird das Eingangsbild um die Hälfte der Bildgröße und somit um die Hälfte der Bildinformationen reduziert und darauf die Gaußglättung angewendet.

Nach mehrfacher Anwendung der Gaußglättung wird als Ergebnis die sogenannte Gaußpyramide aufgestellt. Die Reduktion der Bildinformationen (somit auch die Größe der Gaußpyramide) ist abhängig von der Anwendung und kann selbst bestimmt werden. Im dritten Schritt werden auf jeder Stufe der Pyramide zwei benachbarte Gaußbilder voneinander abgezogen und liefern so die sogenannte Difference of Gaussian, in der Folge DOG-Bilder genannt. Die Verwendung von Gaußpyramiden führt zu Laufzeitverbesserungen.

Innerhalb der DOG-Bilder wird ein Pixel mit seinen acht Nachbarn der gleichen Stufe und neun Nachbarn in der darüber und darunter liegenden Stufe der DOG-Bilder verglichen.

Weist dieses Pixel ein Maximum oder ein Minimum auf, ist es ein Kandidat für einen markanten Punkt. (s. Abb. 3 Extremsuche im DOG Bildern).

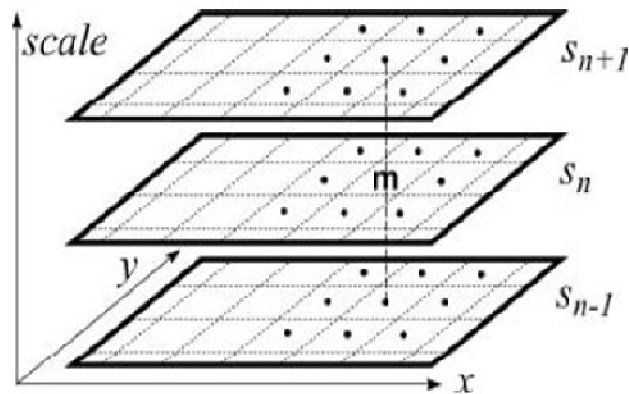


Abbildung 3 Extremsuche im DOG Bildern (Quelle: (NAJEM 2010))

Mit Beendigung des Vorganges wird die **Skalierungsinvarianz** erreicht.

Die Punktkoordinaten werden mit Subpixelgenauigkeit geschätzt, indem das Extremum in das Eingangsbild interpoliert wird

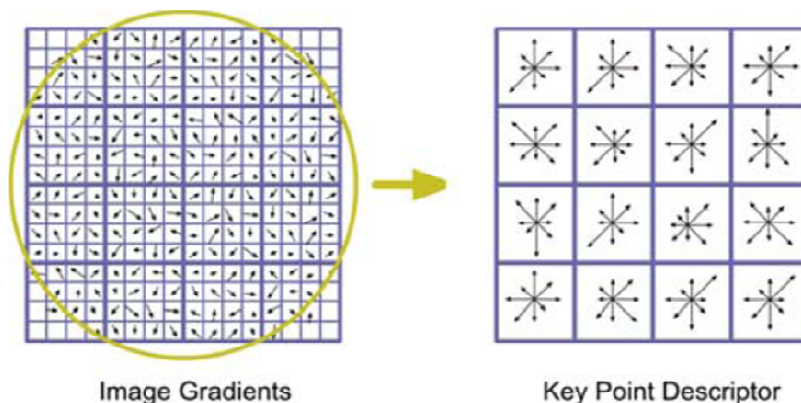
Für jeden markanten Punkt werden die Gradientenrichtung und der Betrag errechnet. Die Selektion der Pixel in den Ecken und Kanten findet durch eine Schwellwertanalyse der hessischen Matrix statt.

Es wird ein Histogramm mit den Gradientenwerten, der Richtung und der Größe jedes Punktes von einer Region um den markanten Punkt aufgestellt.

Das Histogramm besteht aus 36 Einträgen, die mit jeweils 0 bis 360 angegeben werden.

In jedem Eintrag wird dann der stärkste Gradient gesucht und dessen entsprechende Richtung berechnet.

Der 128-dimensionale Vektor (Deskriptor) wird aus den 4x4-Histogramm-Einträgen, die jeweils acht Orientierungen haben, erstellt. Jeder Eintrag in diesem Histogramm bildet ein spezifisches Muster, das einem markanten Punkt einen hohen Wiedererkennungswert gibt.



Gradienten Histogramm (Quelle: (NAJEM 2010))

Die **Rotationsinvarianz** wird durch die Aufstellung des Histogramms erreicht.

Zur Wiedererkennung von extrahierten markanten Punkten und der Merkmale eines Objekts werden diese in einer Datenbank gespeichert und miteinander auf Korrespondenzen verglichen.

Für die Suche nach korrespondierenden Punkten wird ein abgewandelter K-D-Baum aus deren Merkmalsvektoren erstellt und mit den gespeicherten Merkmalsvektoren verglichen.

Um den Suchaufwand im Baum zu reduzieren, wird das sogenannte *Bet-Bin-First-Verfahren*¹ angewendet.

Die Abbildung 4 und 5 zeigen ein Beispiel für die zuverlässig Wiedererkennung und Identifizierung von Objekten in Bildern selbst bei Störungen wie Verdeckungen, Bildrauschen, Transformation oder auch Änderung der Beleuchtung.



Abbildung 4 SIFT Objektmodelle (Lowe 1999)

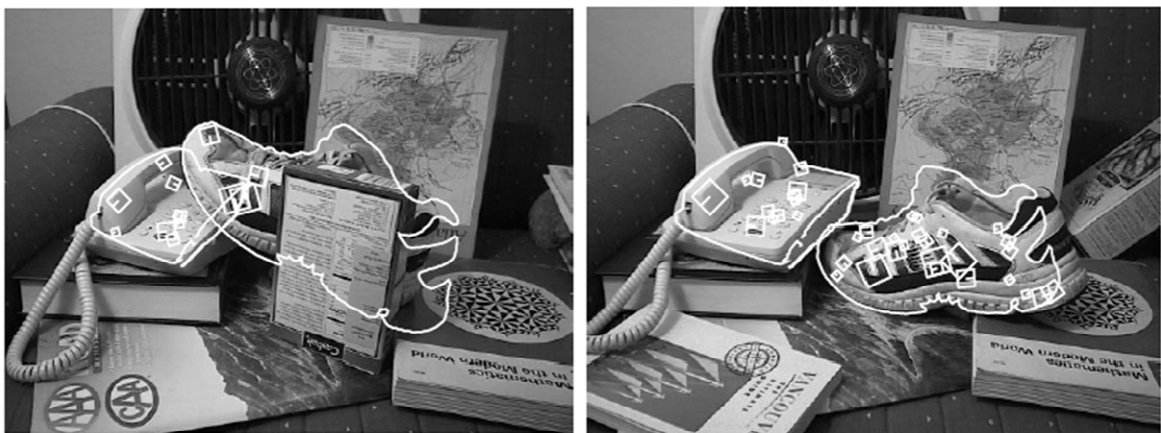


Abbildung 5 Beispiel SIFT Matching Quelle: (Lowe 1999)

Um ein räumliches Modell eines Objekts aus der Abbildung zu gewinnen, werden die SIFT-Features (die markanten Punkte mit ihren dazugehörigen Merkmalen) eines Objekts aus Abbildungen verschiedener Perspektiven extrahiert und miteinander verknüpft.

Um alle Objekte in Datenbank zu speichern, werden sie vor die Kamera gehalten und Referenzen gebildet.

¹ Ist ein Algorithmus für eine effiziente Suche mehrdimensionale Datenstrukturen, wird in (Beis und Lowe 1997) beschrieben.

2.2 Positionsbestimmung und Modellierung von Objekten im Raum

2.2.1 Kameramodelle

Um die Positionen eines Objekts aus der Abbildung in einem Raum zu bestimmen, muss ein Raumpunkt auf den Bildpunkt abgebildet werden.

Mithilfe der extrahierten markanten Punkte einer Abbildung ist die Position und Lage jeder Kamera relativ zur Position des Objekts im Raum zu bestimmen.

Eine Möglichkeit ist, anhand der extrahierten markanten Objektpunkte einer Abbildung den exakten Raumpunkt zu bestimmen und in Weltkoordinaten zu transformieren.

Die mathematische Umrechnung einer 2D-Bildkoordinate in die 3D-Weltkoordinaten wird durch das 3D-Kameramodell (siehe Abb. 6) ausgedrückt.

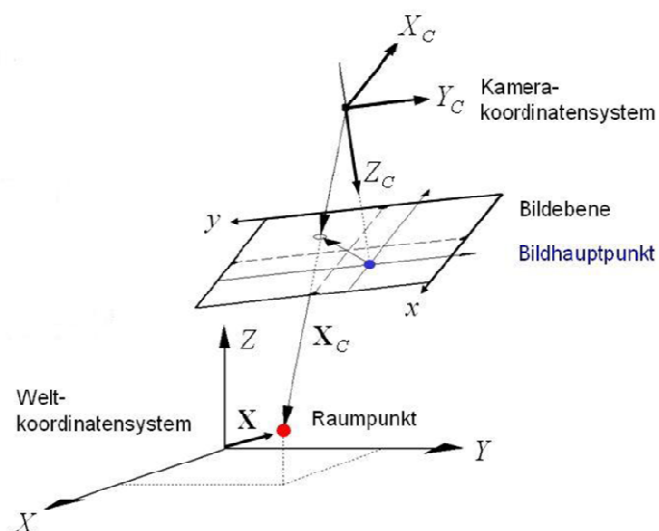


Abbildung 6 Kameramodell: Quelle: (MEISEL 2009)

Das Kameramodell besitzt 13 Parametern, die sich aus sechs externen Kameraparametern und sieben internen Parametern zusammensetzen, die zuvor bestimmt und berechnet wurden.

Die internen Parameter der Kamera werden von einer **Photogrammetrische** Vermessungssoftware wie z. B. **Photomodeller**, die Funktionalitäten für die Kamerakalibrierung zur Verfügung stellen, bestimmt.

Die externen Parameter liefern die Position(3D-Koordinate) und die Orientierung der Kamera, welche als Winkel in Bezug zum Weltkoordinatensystem vorliegt.

Um die Position berechnen zu können, werden mindestens drei Bezugspunkte, von denen die Weltkoordinaten bekannt sind, benötigt. Als Bezugspunkte müssen Passmarken verwendet werden, die unabhängig von der Betrachtungsperspektive eindeutig identifizierbar sind, wie es Beispielhaft in der Abbildung 7 dargestellt ist .

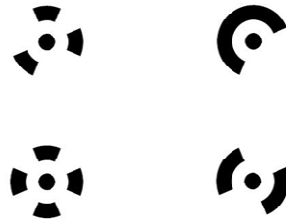


Abbildung 7 Passmarken (Quelle: (MEISEL 2009))

Die im 2D-Abbild (aufgenommenes Kamerabild) erkannten Bezugspunkte werden in das Weltkoordinatensystem transformiert und somit den bekannten 3D-Koordinaten zugewiesen. Danach erfolgt die Berechnung der Position.

Für die Berechnung der weiteren unbekanntenen externen Parameter werden verschiedene Matrixgleichungen aufgestellt, die als Ergebnis jeder Orientierung der Kamerasystems die dazugehörige Position eines Bildpunktes in Raumpunkt liefern.

Die Aufstellung der einzelnen Transformationsmatrix kann aus den Vorlesungsfolien (MEISEL 2009) entnommen werden.

Nachdem die Position der Objekte im Raum gefunden wurde, besteht die Möglichkeit, die Kamera mit einem Laserpointer auszustatten und das gefundene Objekt mit dem Laserstrahl anzeigen zu lassen. Eine Alternative ist, die Koordinaten des gefundenen Objekts als Lichtspot anzugeben indem dieser an den Ort gesetzt wird, an dem das Objekt sich befindet.

Ein anderer möglicher Ansatz, den Ort des Objekts im Raum anzugeben, wäre eine Bestimmung per Sprachausgabe, wie z. B. die Aussage: der Schuh liegt neben dem Telefon.

Diese Sprachliche Interpretation erfordert eine Speicherung aller möglichen Objektmodelle in einer Datenbank und benötigt eine Software, die die Information liefert, welche anderen Objekte in der Umgebung des gesuchten Objekts liegen.

Dieser Ansatz setzt voraus, dass jeder Gegenstand in der Wohnung in einem System erfasst ist und die zugehörigen Koordinaten bekannt sind.

Eine Lösung zu Erfassung von den räumlichen Objektmodellen bietet CityGML

2.2.2 Raummodell

CityGML ermöglicht die Modellierung und Visualisierung des Raumes und die Beschreibung der räumlichen Objekte, was im folgenden Abschnitt erläutert wird.

2.2.3 CityGML City Geography Markup Language

CityGML ist ein semantisches Datenformat für 3D Stadtmodelle, das von der Special Interest Group 3D (SIG 3D) entwickelt und am 18. August 2008 vom Open Geospatial Consortium als internationaler Standard verabschiedet wurde und ist ein Mechanismus, Gebäudemodelle in Stadtmodelle zu integrieren.

CityGML betrachtet die Topologie ganzer Städte und stellt Standards für die Modellierung von Innenräumen zu Verfügung.

CityGML sind Standards mit ausgereiften semantischen Modellierungsmöglichkeiten für Stadt und Landschaftsobjekte. Neben der Geometrie und dem Aussehen definiert es insbesondere auch die Semantik (Bedeutung, Thematik) und die Topologie (Beziehungen, Nachbarschaften) der Objekte.

Dabei können nicht nur die geometrischen Größen der Objekte, sondern auch die logischen Zusammenhänge der Bestandteile definiert werden.

Beispielsweise kann ein Gebäude-Objekt verschiedene Arten von Geometrie aufweisen und zudem Informationen über Baujahr, Dachform, Anbauten, Stockwerke und die Inneneinrichtung enthalten.

Um 3D-Stadtmodelle in unterschiedlichen Auflösungen repräsentieren zu können, sind fünf aufeinander aufbauende Detaillierungsgrade (Levels of Detail, LOD) definiert. (s. Abb. 9)

LoD0: Beschreibung von 2 D-Modelle mit einzelnen 3D-Landmarkten

LoD1 : Beschreibung ein einfaches Stadtmodell

LoD2: Beschreibung eines Stadtmodell mit Modellierung von Dächern und größere Anbauten wie Gauben oder Treppen.

LoD 3: Beschreibung der Außenräumen mit hohem Details grad.

LoD4: baut auf LOD 3 auf und schließt die Modellierung von Innenräumen von Gebäuden ein (inkl. von Räumen, Mobiliar und festen Installationen wie Fenstern, Treppen und Säulen).

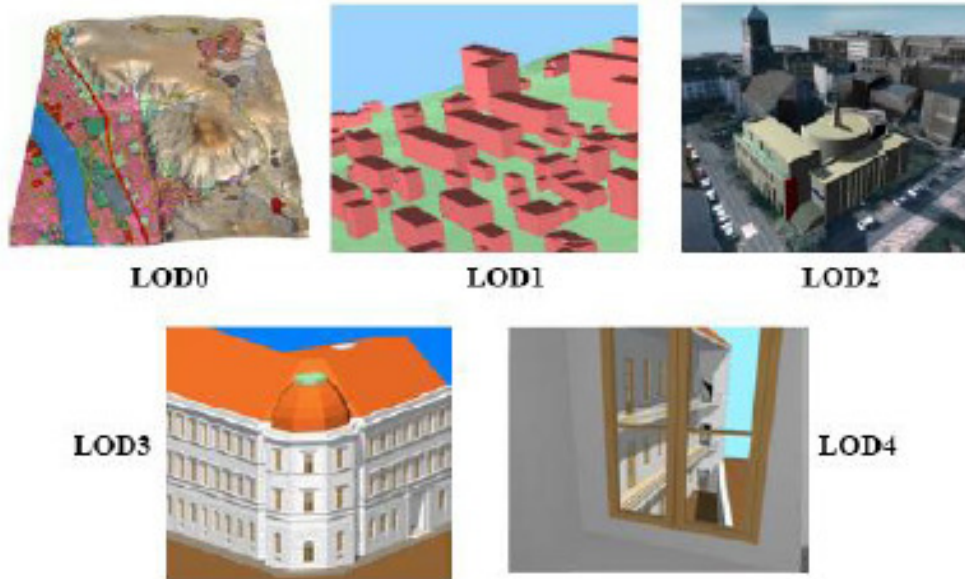


Abbildung 8 City GML: Levels of Details (Quelle: (CITYGML 2008))

Für die grafische Darstellung der Objekte im CityGML-Modell gibt es 3D-CityGML-Tools, in dem Modelle mit unterschiedlichem Detaillierungsgrad erstellen werden. Dabei können erstellte Gebäudemodelle aufgewertet und individuell gestaltet werden.

3 Konklusion

3.1 Zusammenfassung

In diese Hausarbeit wurde Verfahren und Lösungsansätze zur Modellierung von Objekte, zur Suchen und wiederfinden von Objekt in Räumen der Living Place Labor Hamburg dargestellt. Der SIFT Verfahren liefert das Objektreferenzmodell, deren Raumposition wird von den Kamerasystem bestimmt. Mit Hilfe von CityGML kann zusätzlich Objekte, die in der Umgebung des gesuchten Objektes liegt wieder gegeben.

An der HAW Hamburg sind bereist in verschiedenen Projekten die hier aufgeführten Verfahren zur Objektwiedererkennung in den Räumen und Positionsbestimmung des Objekt in der Praxis umgesetzt wurden. Für die Realisierung des Projektes sind somit die Grundsteine in der Praxis gelegt wurden und die Schwächen und Stärken der Verfahren erprobt getestet. Es wurde auch bereits eine maßstabgetreues 3D Modell der Living-Place (s. Abb. 9) entwickelt. Auf Basis diese Entwicklungen kann die in Abschnitt 1.3 währnte Ziele Umgesetzt werden.

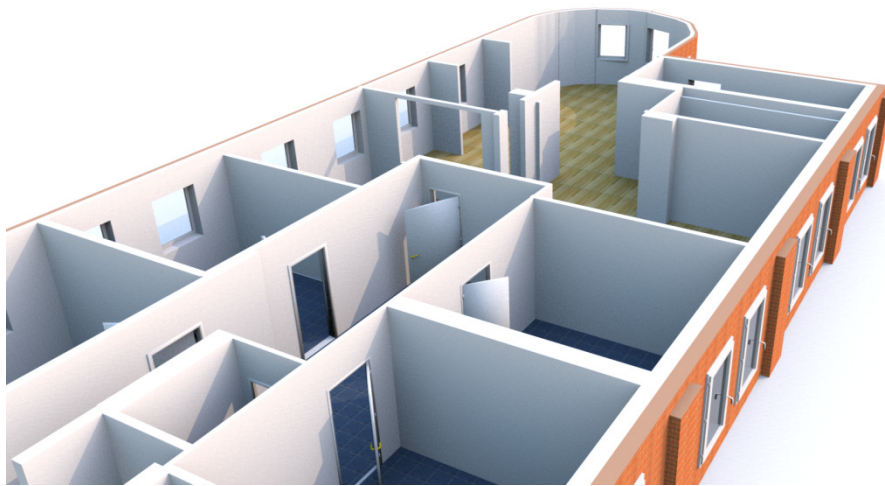


Abbildung 9 3D-Modell Living Place Hamburg (Quelle: HAW Hamburg)

3.2 Ausblick

Das Living-Place Hamburg ermöglicht die Verbindung von verschiedenste System und Entwicklungen miteinander. Das Zusammenspiel der Systeme geben die Möglichkeiten, die Anwendungen für den Living Place Hamburg zu optimieren um die Interaktion mit dem Computer minimieren.

Die Einbindung von einer Spracherkennungssystem mit hier vorgestelltem Projekt bietet den Bewohner die Möglichkeit, das gesuchte Objekt in der Spracherkennungssystem anzusagen um vom System die Position des Objekts im Raum sprachlich wiederzubekommen.

Um den Suchalgorithmus zur Optimieren können die Kameras mit den Sensorsystemen interagieren.

Die Sensorsysteme in dem Living-Place sind in der Lage, die genaue Position der Aktivität im Raum wiederzugeben. Diese Eigenschaft kann genutzt werden, die Suche nach dem Objekt auf bestimmte Kameras einzuschränken. Das System beginnt mit der Suche immer an der Stelle, wo in der Wohnung die meiste Aktivität herrscht. Sollte die Suche in diesem Bereich nicht erfolgreich sein, kann sie dort weitergeführt werden, wo das Objekt das letzte Mal von der Kamera erfasst wurde.

Dies setzt voraus, dass zu jedem Objektmodell die letzte Position mitgespeichert wird.

4 Literaturverzeichnis

Beis, Jeffrey S., und David G. Lowe. „Shape Indexing Using Approximate Nearest-Neighbour Search in.“
Department of Computer Science University of British Columbia. 1997.
<http://www.cs.ubc.ca/spider/lowe/papers/cvpr97.ps> .

CITYGML. 2008. <http://www.citygml.org/>.

KIT., <http://iai-typo3.iai.fzk.de/www-extern/index.php?id=1040&L=0>.

<http://iai-typo3.iai.fzk.de/www-extern/index.php?id=1040&L=0>.

LOWE, DAVID G. „DISTINCTIVE IMAGE FEATURES FROM SCALE-INVARIANT KEYPOINTS.“
Computer Science Department of the University of British Columbia. 2004.

Lowe, David G. „Object Recognition from Local Scale-Invariant Features.“
Computer Science Department University of British Columbia. 1999.
<http://www.cs.ubc.ca/~lowe/papers/iccv99.pdf>.

LOWE, DAVID G. „OBJECT RECOGNITION FROM LOCAL SCALE-INVARIANT FEATURES.“
Computer Science Department of the University of British Columbia . 1999.
<http://www.cs.ubc.ca/~lowe/papers/iccv99.pdf>.

LOWE, DAVID G., und PANU TURCOT. „Better matching with fewer features: The selection of useful features.“
Computer Science Department of the University of British Columbia. 2009.
<http://www.cs.ubc.ca/~lowe/papers/09turcot.pdf>.

MEISEL, ANDREAS. *VORLESUNG: ANWENDUNGEN 2 AN DER HAW-HAMBURG 2009.*
2009. http://www.informatik.haw-hamburg.de/uploads/media/AW_3DBV_V02.pdf.

NAJEM, HOSNIA. „REALISIERUNG EINER BIBLIOTHEK FÜR DIE SCHNELLE OBJEKTVERFOLGUNG
UND OBJEKTERKENNUNG IN BILDSEQUENZEN.“ *Bachelorarbeit HAW HAMBURG.* Februar 2010.
<http://opus.haw-hamburg.de/volltexte/2009/698/pdf/BA.pdf>.

SCHUMAN, ALEWTINA. „EIN EINFACH BENUTZBARES MOBILES NAVIGATIONSSYSTEM FÜR FUBGÄNGER.“ *MASTERARBEIT HAW-HAMBURG 2008.*

<http://users.informatik.haw-hamburg.de/~ubicomp/arbeiten/master/schuman.pdf> .

STRAHL, CHRISTIAN. „OBJEKTERKENNUNG MITTELS „SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM.“
HAW-HAMBURG:MASTER 2008 ANWENDUG-VORTRAG.

<http://users.informatik.haw-hamburg.de/~ubicomp/projekte/master2008/strahl/folien.pdf>.