

# Histograms of Oriented Gradients for 3D Object Retrieval

Philipp Lambracht

**Abstract**—Die 3D Objekterkennung ist ein wichtiges Themengebiet der Mobilien Systeme und der autonomen mobilen Robotik geworden. Ein populärer Ansatz um die Ähnlichkeit zwischen 3D Objekten zu bestimmen, sind globale Deskriptoren. Im Zuge meiner Ausarbeitung für das Proseminar „Mobile Systems Engineering“ habe ich den wissenschaftlichen Artikel „Histograms of Oriented Gradients for 3d Object Retrieval“ von Maximilian Scherer, Micheal Walter und Tobias Schreck ausgewählt und werde den darin beschriebenen und entwickelten Deskriptor, im folgenden HOG3D genannt, genauer vorstellen.

## I. EINLEITUNG

Zum Zeitpunkt der Veröffentlichung des von mir ausgewählten Wissenschaftlichen Artikel wurden viele unterschiedliche Methoden zur 3D Objekterkennung vorgestellt. Einzelne Deskriptoren konnten sich bisher nicht als überlegen herausstellen. Es hat sich vielmehr etabliert jeweilige Deskriptoren geschickt zu kombinieren um deren Stärken zu nutzen und somit eine weitaus bessere Performance zu erzielen. Dementsprechend wird der in [3] vorgestellte HOG3D mit hoch-dimensionalen Merkmal Vektoren verglichen und eine Kombination mit diesem in einem Experiment versucht. Hauptmotivation für der HOG3D waren unter anderem bereits erfolgreiche Anpassungen von 2D Bild Analyse Methoden auf 3D Objekterkennung. Es wurde sich für die Anpassung des bereits erfolgreichen HOG aus [1] entschieden.

### A. Grundbegriffe

Im folgenden werde ich ein paar wichtige Grundbegriffe für diese Ausarbeitung erläutern.

1) *Globaler und partieller Ansatz*: Bei der 3D Objekterkennung gibt es zwei verschiedene Ansätze. Der globale Ansatz betrachtet jeweils die komplette Form des 3D Modells und es werden nach Ähnlichkeiten gesucht, während der partielle Ansatz nach lokalen Ähnlichkeiten sucht. Hierbei ist zu beachten, dass es bisher keine absolute Lösung des Ähnlichkeitsproblems existiert, werde für den globalen noch für den partiellen Ansatz. Dementsprechend haben entsprechende Lösungsversuche einen heuristischen Natur. [3].

2) *Histogramm*: Histogramme dienen der in der Statistik und Bildverarbeitung dazu Häufigkeiten bestimmter Merkmale visuell darzustellen. Ein einfaches Beispiel aus der Bildverarbeitung wäre ein Histogramm eines Graustufenbildes mit den jeweils darin vorkommenden Grauwerten.

Tabelle II  
GRAUWERTBILD ALS MATRIZE

$a_{00}$	$a_{01}$	$a_{02}$	$a_{03}$
$a_{10}$	100	50	235
$a_{20}$	73	42	150
$a_{30}$	30	125	0

Tabelle I  
GRAUWERT HISTOGRAMM

Grauwert	Anzahl
150	30
20	5
...	...
255	10

Eine Detail reichere Einführung im Bezug auf Bildverarbeitung ist in [2] zu finden.

3) *Gerichtete Gradienten*: Gerichtete Gradienten werden wie z.B. in [1] äußerst erfolgreich zur Merkmaldetektion für 2D Bilder eingesetzt. Die Verwendung dieses Begriffs kann in [3] und dementsprechend in dieser Ausarbeitung vom mathematischen Begriff abweichen.

Um Gerichtete Gradienten zu berechnen, benötigt man Gradientenoperatoren. Hiermit sind Lineare Filter aus der Bildverarbeitung gemeint. In der Einführungslektüre [2] versteht man Filter als Funktionen welche auf Bilder, als Matrizen darstellbar, angewendet werden. Gradientenoperatoren sind gemäß der Definition über differenzierbare Funktionen, eine entsprechende Approximation mit denen man z.B. 2D Bilder „ableiten“ kann. Die Filtermaske 1

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

bewirkt z.B. die 1. Ableitung. Dieser Filter kann z.B. für ein 2D Bild dementsprechend in die X-Richtung und in die Y-Richtung angewendet werden.

Formel 2 zeigt ein Beispiel, wie ein Element aus Tabelle II abgeleitet wird. In diesem Fall in X-Richtung. An den Rändern muss jeweils eine Randbehandlung vorgenommen werden. Werte können z.B. gespiegelt werden.

$$a'_{22}x = -75 + 0 + 150 = 75 \quad (2)$$

Mit den Gradientenoperatoren lässt sich jeweils die Gradientenlänge bzw. -betrag und die Gradientenrichtung berechnen. Die Formeln 3 und 4, entnommen aus [2] zeigen jeweils die Berechnung für 2D Bilder.  $I_x$  bzw.  $I_y$  steht jeweils für die Ableitung in X- bzw. Y-Richtung. Mit dem Parameter  $p$  ist den entsprechende Pixel gemeint.

$$G_l(p) = \sqrt{I_x^2(p) + I_y^2(p)} \quad (3)$$

$$G_r(p) = \arctan_2(-I_y(p), I_x(p)) \quad (4)$$

4) *3D Mesh*: 3D Meshs werden dazu verwendet um 3D Objekte digital zu speichern. Es werden Informationen über die Vertices (Punkte), Kanten, Flächen, Polygone sowie falls nötig Informationen über die Oberfläche (z.B. Farbe) gespeichert. In dem von mir Ausgewählten Artikel [3] werden Meshs aus schon bestehenden Performance-Tests genommen um die Leistungsfähigkeit des HOG3D zu messen.

## II. HAUPTTEIL

In diesem Abschnitt werde ich zunächst den HOG2D aus [1] kurz vorstellen, mit dem Hauptthema HOG3D fortfahren und zuletzt das in [3] durchgeführte Experiment aufgreifen.

### A. HOG2D

Im Bereich der 2D Objekterkennung aus Bildern existieren bereits erfolgreiche Methoden. Der Skale-Invariant-Feature-Transform Algorithmus (SIFT), genauere Beschreibung z.B. in [2] zu finden, arbeitet mit aggregierten Gradienten. Beim HOG2D werden hingegen die Gradienten entsprechend ihrer Richtung in Histogrammen eingeordnet.

Die Idee hinter dem HOG2D ist, dass sich Form und Aussehen von Objekten mit Gradienten beschreiben lassen. Dies ist selbst möglich ohne die genaue Position der Gradienten zu kennen. Der HOG2D läuft grob nach folgenden Schema ab. Zuerst werden die Farbwerte des Bilds, auf dem die Detektion durchgeführt wird, normalisiert. Danach wird das Bild in gleich große, rechteckige Zellen aufgeteilt. Dabei können einzelne Zellen überlappen. Für jede dieser Zellen werden Histogramme für die jeweils berechneten Gradienten angelegt. Die Einteilung erfolgt entsprechend ihrer Richtung. Die Ergebnisse müssen normalisiert werden. Die HOGs werden mittels Detektionsfenster extrahiert und an eine Support Vector Machine (SVM) weitergeben. Danach kann entschieden werden, ob das entsprechende Objekt gefunden wurde. Im Fall von [1] Menschen. In dem eben genannten Wissenschaftlichen Artikel hat sich durch Experimente herausgestellt, dass die einfache Ableitungsmaske 1 zur Berechnung der Gradienten die besten Ergebnisse liefert. Es wurden andere Ableitungsfiler, wie z.B. der Sobel-Operator (Formel 5, entnommen aus [2]), jedoch waren die Ergebnisse eher enttäuschend.

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} S_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Auch wurde, zwecks Optimierung, mit Gaußfiltern experimentiert. Eine Performanceverbesserung wurde ebenfalls nicht erzielt. Detailliertere Informationen über den HOG2D sind in [1] zu finden.

### B. HOG3D

1) *Erweiterung des HOG2D auf HOG3D*: Der erste Schritt, die Berechnung der Gradienten, erweist sich bei der Erweiterung auf HOG3D ein wenig komplizierter. Zunächst

Benötigt man eine Notation für Nachbarschaft und Intensität für die Polygon Meshs. In [3] wird dafür ein dreidimensionales euklidisches Distanzfeld berechnet. Dieses Feld ist als eine reellwertige Funktion aufzufassen, welche auf einem diskreten, regulären 3D Gitter definiert ist. Das Gitter umfasst dabei das komplette Volumen des Meshs [3]. Die jeweiligen Gitterzellen können auch als Voxel bezeichnet werden. Jeder Voxel enthält dabei die Information über den Abstand seines Zentrums zur Oberfläche des Meshs.

$$f : \mathbb{N} \times \mathbb{N} \times \mathbb{N} \mapsto \mathbb{R}$$

$$f(x, y, z) = \min_{x \in \Sigma} \|x - \text{center}(x, y, z)\|_2 \quad (6)$$

Eine Definition der Funktion ist bei Formel 6 zu sehen, entnommen aus [3].  $\Sigma$  ist hierbei die Menge aller Punkte auf der Oberfläche des Meshs und  $\text{center} : \mathbb{N} \times \mathbb{N} \times \mathbb{N} \mapsto p$  liefert die Koordinate des Zentrums des Voxels zurück.

Auf das berechnete Distanzfeld kann man z.B. die Filtermaske  $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$  aus [1] anwenden für Die Gradientenberechnung.

Das Distanzfeld wird sehr stark von Position und Größe des Objekts beeinflusst. Dementsprechend muss das Mesh vor der Distanzfeldberechnung normalisiert werden. In [3] greift man deshalb auf Translationsinvarianz (das Zentrum der Masse des Meshs wird in den Ursprung verlegt), Skalierungsinvarianz (Skalierung des Meshs in den Einheitswürfel), sowie eine Normalisierung für Rotation mittels gewichteter PCA analyse.

Der zweite Schritt ist im weiten simpler. Die dreidimensionalen Gradienten werden jeweils entsprechend ihrer Richtung in Histogramme für die einzelnen Zellen eingeordnet. Hierfür werden die Gradienten in sphärische Koordinaten entsprechend Formel 7, entnommen aus [3], umgerechnet.

$$\begin{pmatrix} \theta \\ \phi \\ r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \arccos \frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} \\ \arctan_2(x, y) \\ \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \end{pmatrix} \quad (7)$$

Die Einordnung erfolgt entsprechend ihrer Richtung ( $\text{Zenit}\theta \in [0, \pi)$  und  $\text{Azimut}\phi \in [0, 2\pi)$ )

2) *HOG3D Extraktionsalgorithmus* : Der schematische Ablauf des Extraktionsalgorithmus ist in Abbildung 1 zu sehen. Genauer über die Implementation ist in dem in [3] mitgelieferten Sourcecode <sup>1</sup> zu entnehmen

### C. Experiment

Im folgenden werde ich das in [3] durchgeführte Experiment und dessen Ergebnisse vorstellen. Um die Effizienz der Deskriptoren zu vergleichen werden Precision-and-recall-Diagramme verwendet

<sup>1</sup>www.gris.informatik.tu-darmstadt.de/projects/vsa/3dhog/3dhog.zip

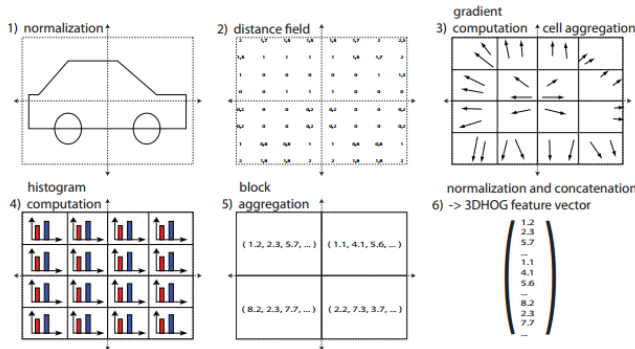


Abbildung 1. Vektor Extraktionspipeline aus [3]

1) *Verwendete Benchmarks:* Für das Experiment wurden drei etablierte Benchmarks genommen, welche 3D Mesh Modelle enthalten. Princeton Shape Benchmark (PSB), 2009 SHREC Generic Shape Retrieval Contest dataset (SHREC) und Konstanz 3D shape database (KN-DB). Die einzelnen 3D Modelle sind in verschiedene Klassen eingeteilt (z.B. Menschen, Tiere, Autos, ..), damit verschiedene 3D Deskriptoren besser miteinander verglichen werden können. Je nachdem um welche Objektart es sich handelt, liefern Deskriptoren unterschiedlich gute Ergebnisse.

Tabelle III  
MY CAPTION

Benchmark	anz. Modelle	anz. Klassen	durchschn. anz. M. pro K.
PSB	1814	92	10
KN-DB	473	55	9
SHREC	720	40	18

2) *Verwendete Vergleichsdeskriptoren:* Im folgenden werde ich die Vergleichsdeskriptoren kurz anreißen. Details sind in [4] zu finden.

a) *438-dimensional Depth-Buffer Descriptor (DBD438):* Dieser Deskriptor nutzt das aus der Computergrafik bekannte Tiefenpufferverfahren. Nach [3] gilt dieser Deskriptor als einer der effektivsten.

b) *300-dimensional Silhouette-based Descriptor (SIL300):* Der SIL300 arbeitet mit der Zerlegung des 3D Models in 2D Silhouetten mit den jeweiligen Achsen (y,z) (z,y) und (x,y).

c) *136-dimensional Descriptor based on Radial Extent function (RSH136):* Bei diesem Deskriptor wird mit der Ausdehnung von 3D Objekten gearbeitet. Die Objekte werden entlang gegebenen Richtungen (entlang von vorher definierten Strahlen) gemessen.

d) *472-dimensional Hybrid Descriptor (DSR472):* Hierbei handelt es sich um einen Hybrid aus den vorigen Deskriptoren. Da hier geschickt die einzelnen Stärken kombiniert werden, ist sogar dem DBD438 überlegen.

3) *Ergebnisse des Experiment:* Zunächst wurde überprüft, ob sich zur Gradientenberechnung ggf. Gradienten der 2. Ableitung (Formel 8) bessere Ergebnisse liefern.

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Da dies der Fall war, wurden alle weiteren Benchmarks mit der 2. Ableitung durchgeführt. Im Vergleich mit den einzelnen Deskriptoren schneidet der HOG3D besser ab. Entsprechend wenig überraschend ist er aber dem Hybrid Deskriptor unterlegen. Dennoch schneidet der HOG3D beim SHREC Benchmark bei einzelnen Klassen besser ab, als der Hybrid. Dies legt nahe, dass der HOG3D wichtige 3D Merkmale erkennt, die den anderen Deskriptoren entgehen [3].

Entsprechende Versuche, in denen der HOG3D mit dem DSR472 kombiniert wurde führten zu einer Performanceverbesserung. Der HOG3D stellt damit einen wertvollen Beitrag zur Verbesserung von 3D Objekterkennungssystemen da [3].

#### D. Meine zweite Sektion

Dejan V. Vranić Abbildung 2 zeigt etwas.

Hier sollte ein Bild sein.

Abbildung 2. Inductance of oscillation winding on amorphous magnetic core versus DC bias magnetic field

### III. DISKUSSION

#### REFERENCES

- [1] Navneet Dalal and Bill Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages 886–893. IEEE, 2005.
- [2] Lutz Priebe. *Computer Vision*. Springer Vieweg, 2015.
- [3] Maximilian Scherer, Michael Walter, and Tobias Schreck. Histograms of oriented gradients for 3d object retrieval. 2010.
- [4] Dejan V. Vranić. *3D Model Retrieval*. PhD thesis, University of Leipzig, 2004.