

# Informationsoptimierte Merkmale zur Grobregistrierung von Freiform-Flächen

Nikolaus Schön<sup>1</sup>, Michaela Benz<sup>1</sup>, Tobias Maier<sup>1</sup>, Emeka Nkenke<sup>2</sup>,  
Friedrich Wilhelm Neukam<sup>2</sup> und Gerd Häusler<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Institut für Optik, Photonik und Information, Staudtstr. 7/B2, 91058 Erlangen

<sup>2</sup>Klinik und Poliklinik für Mund-, Kiefer-, Gesichtschirurgie der Universität  
Erlangen-Nürnberg (Direktor: Prof. Dr. Dr. F. W. Neukam),  
Glückstr. 11, 91054 Erlangen

Email: <sup>1</sup>{nikolaus.schoen,michaela.benz,gerd.haeusler}@optik.physik.uni-erlangen.de  
<sup>2</sup>{nkenke,neukam}@mkg.imed.uni-erlangen.de

**Zusammenfassung.** Immer mehr computergestützte medizinische Verfahren nutzen dreidimensionale Flächen bei der Planung und Durchführung chirurgischer Eingriffe, der Analyse anatomischer Strukturen und der Diagnose. In vielen dieser Anwendungen ist ein wichtiger Verarbeitungsschritt die gegenseitige Ausrichtung (Registrierung) verschiedener Flächendatensätze (Ansichten) eines Objektes. Kleine Abweichungen zwischen den Datensätzen können durch Optimierungsverfahren minimiert werden (Feinregistrierung), z.B. durch Varianten des sog. ICP-Algorithmus. Die vorausgehende grobe Ausrichtung der Daten (Grobregistrierung) muss aber bisher oft noch manuell durchgeführt werden und erfordert Zeit und Aufmerksamkeit, was den praktischen Einsatz entsprechender Systeme deutlich einschränkt. Diesem Problem wollen wir uns mit der vorliegenden Arbeit zuwenden. Es wird eine Methode zur Berechnung robuster Merkmale vorgestellt, die es ermöglicht, Flächenpunkte mit hohem Informationsgehalt lokal zuverlässig zu charakterisieren und so deren effiziente Zuordnung zu ermöglichen.

## 1 Problemstellung

Hauptgründe dafür, dass noch keine robusten und gleichzeitig schnellen automatischen Verfahren zur Grobregistrierung existieren, sind folgende:

- Um Robustheit gegenüber Verdeckungen bzw. unvollständigen Überlappungen der Datensätze zu erreichen, verwendet man am besten Verfahren, die die Registrierung durch die paarweise Zuordnung von auffälligen Punkten (Merkmalspunkten) durchführen. Die charakteristische Information (Merkmale) der Punkte sollte dabei effizient zu berechnen sein und gleichzeitig die Punkte möglichst gut voneinander unterscheiden. Solche Merkmale sind auf Freiformflächen, die i. A. keine Ecken, Kanten usw. enthalten, schwierig zu definieren.
- Die erforderliche Geschwindigkeit der Registrierung ist nur mit hierarchisch arbeitenden Verfahren zu erreichen. Es soll vermieden werden, alle Punkte

des Datensatzes analysieren zu müssen, um übereinstimmende Merkmale in verschiedenen Datensätzen zu finden. Bisherige Verfahren bieten keine Möglichkeit, die Merkmale durch hierarchische Algorithmen eindeutig zu identifizieren.

## 2 Stand der Forschung

In verschiedenen modernen medizintechnischen Anwendungen werden Registrieremethoden für Freiform-Flächen benutzt, z. B. bei der Analyse von Verschiebungen des Gehirns im geöffneten Kopf [1] oder bei der Korrektur von Augenfehlstellungen [2]. Bohn et al. [3] beschreiben Anwendungen von Freiform-Flächen bei der Diagnose in der Orthopädie, zur Rekonstruktion von Zähnen für die medizinische Dokumentation, zur Identifikation von Personen in der Gerichtsmedizin und zur Untersuchung der 3-D-Topologie von Haut.

Einen breiten Überblick über Registrieremethoden für medizinische Daten geben Maintz und Viergever [4]. Eine tiefer gehende Analyse der zugrunde liegenden Methoden findet sich bei Seeger und Laboureux [5]. Dort wird besonders auf die Extraktion von Merkmalen eingegangen.

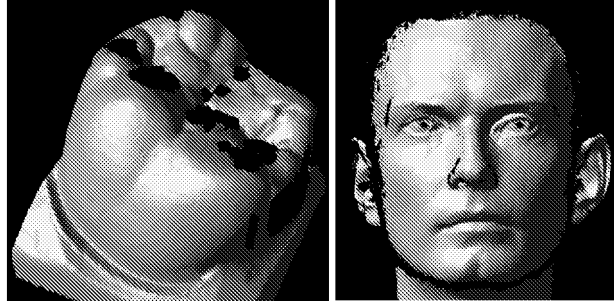
Die bekannten Ansätze zur Grobregistrierung lassen sich in zwei Kategorien einteilen: „globale Verfahren“ und „lokale Verfahren“. Globale Verfahren transformieren die Datensätze als Ganzes (globale Transformation) in eine Darstellung, die invariant gegenüber Translationen ist [6]. Dadurch reduziert sich die Suche der Registrierparameter von ursprünglich sechs (drei für die Rotation, drei für die Translation) auf drei. Das Minimum des Abstands der zu registrierenden Flächen bezüglich dieser drei Parameter wird durch geeignete Optimierungsverfahren bestimmt. Lokale Verfahren dagegen bestimmen auf jeder der zu registrierenden Flächen besonders auffällige Punkte (Merkmalspunkte) und ordnen diese dann durch einen sog. „Matching-Algorithmus“ [7,8] einander zu. Die hier vorgestellten Merkmale zielen auf die Verwendung in einem lokalen Verfahren.

## 3 Wesentlicher Fortschritt durch den Beitrag

Ein wesentlicher Beitrag ist, dass die Selektion auffälliger Merkmale nun hierarchisch und damit sehr effizient durchgeführt werden kann. Das Maß für die „Auffälligkeit“ (Saliency) ist dabei der Gehalt an relevanter Information der Merkmale.

Weiterhin ist hervorzuheben, dass eine hohe Unterscheidbarkeit der Merkmale bei einem Minimum an kodierten Daten pro Merkmal erreicht wird. Die niedrige Dimension der Merkmalsvektoren reduziert den Aufwand beim Vergleich von Merkmalen bzw. beim Auffinden von ähnlichsten Merkmalen im Merkmalsraum. Die hohe Unterscheidbarkeit führt dazu, dass nur noch wenige in Frage kommende Punktekorrespondenzen beim Matching der Punktmengen geprüft werden müssen. Beide Aspekte erhöhen die Effizienz der Grobregistrierung.

**Abb. 1.** Die medizinischen Testdatensätze: Links ein Backenzahn, rechts ein Patientengesicht.



## 4 Methoden

Die Merkmalsvektoren werden in Form von zweidimensionalen Histogrammen gebildet, mit denen die relative Häufigkeit von Paaren bestimmter geometrischer Invarianten  $\alpha'$  und  $\beta'$  in der Umgebung von Punkten  $\mathbf{p}$  dargestellt wird.

Ausgangspunkt der Berechnung der Merkmale sind Datensätze, die aus den 3-D-Koordinaten von Punkten, deren Flächennormalen und Nachbarschaftsrelationen bestehen. In jedem Punkt  $\mathbf{p}$  wird ein zylindrisches Koordinatensystem definiert, dessen Ursprung in dem Punkt liegt und dessen Symmetrieachse  $\mathbf{L}$  entlang der Punktnormale  $\mathbf{n}$  verläuft. Für jeden Nachbarpunkt  $\mathbf{q}$  auf der Fläche in der Umgebung von  $\mathbf{p}$  werden die Höhenkoordinate  $\alpha$  und die Radiuskoordinate  $\beta$  bzgl. des Zylinderkoordinatensystems berechnet. Die Umgebung ist dabei durch Vorgabe eines maximalen Abstandes zwischen  $\mathbf{p}$  und  $\mathbf{q}$  begrenzt.

Um eine Codierung mit möglichst wenig Informationsverlust zu erzeugen, werden  $\alpha$  und  $\beta$  transformiert, so dass im Mittel über alle möglichen Punktumgebungen die Häufigkeit aller auftretenden transformierten Werte  $\alpha'$  und  $\beta'$  annähernd gleich groß ist:

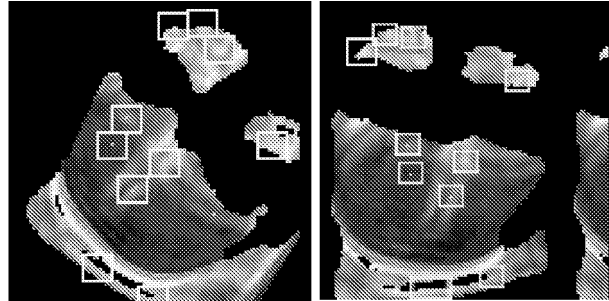
$$\alpha' = \alpha^2 \text{ und } \beta' = \frac{2\beta}{\alpha^2 + \beta^2} \quad (1)$$

$\alpha'$  und  $\beta'$  sind die Größen, die in das Merkmals-Histogramm eingetragen werden. Dabei werden zum einen die Eigenschaften des zylindrischen Koordinatensystems berücksichtigt. Zudem werden Annahmen über statistische Eigenschaften von Freiformflächen benutzt, um die relevante Information zu definieren.

Die hierarchische Merkmalsselektion wird durch ein Optimierungsverfahren durchgeführt, das die Position einer kleinen Menge von Startpunkten nach dem lokal steilsten Anstieg der Saliency-Funktion optimiert. Dabei wird die Schrittweite des Verfahrens nach jeder Iteration verkleinert und so die Position der lokalen Saliency-Maxima hierarchisch approximiert.

Als intuitives und robustes Vergleichsmaß für die Merkmalsvektoren dient die  $L_1$ -Norm.

**Abb. 2.** Saliency-Werte von zwei Einzelansichten des Backenzahns als Intensitätswerte dargestellt. Die gefundenen lokalen Maxima sind durch Rechtecke markiert.



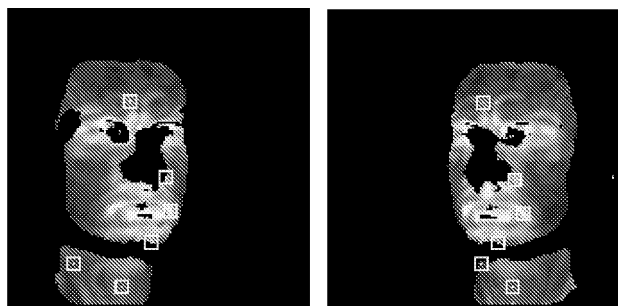
Um die Robustheit der Registrierung zu erhöhen, wird ein Matching-Algorithmus angewandt, der die geometrische Konsistenz von Punktgruppierungen in verschiedenen Ansichten berücksichtigt.

## 5 Ergebnisse

Es wurden Untersuchungen anhand von Flächendaten durchgeführt, die im Rahmen der Arbeiten von Benz et al. [2] und Nkenke et al. [9,10] von Patientengesichtern aufgenommen wurden und anhand von dreidimensional vermessenen Zähnen (s. Abb. 1).

Statistiken über Positionsabweichungen von Punkten mit lokal maximalem Saliency-Wert zeigten, dass in verschiedenen Objektansichten die Positionen einander entsprechender lokaler Maxima der Saliency-Funktion sehr genau übereinstimmen (s. Abb. 2 und 3).

Die räumliche Struktur der Saliency-Funktion wurde analysiert, indem der mittlere Abstand ihrer lokalen Maxima anhand von repräsentativen Datensätzen bestimmt wurde. Dabei zeigte sich, dass i. A. wenige Maxima vorhanden sind, die



**Abb. 3.** Saliency-Werte von zwei Einzelansichten des Patientengesichtes als Intensitätswerte dargestellt. Die gefundenen lokalen Maxima sind durch Rechtecke markiert.

gleichmäßig über die Fläche verteilt sind. Dadurch können diese durch einen hierarchischen Algorithmus detektiert werden. Die erforderliche Mindestdichte der Startpunkte des Algorithmus konnte aus dem mittleren Abstand der Saliency-Maxima berechnet werden.

Die hohe Unterscheidbarkeit der Merkmale wurde durch Analyse der Vergleichsmaße zwischen mehreren tausend korrekter und falscher Punktkorrespondenzen nachgewiesen. Bei einem vorgegebenen Merkmalspunkt weist das Vergleichsmaß bei der korrekten Korrespondenz ein globales Minimum auf. Dieses Minimum ist umso schärfer, je höher der Saliency-Wert der betreffenden Punkte ist. Das bedeutet, dass die Merkmalspunkte, die anhand ihrer maximalen Saliency selektiert wurden, sich gleichzeitig auch besonders gut von allen anderen Punkten abheben.

## 6 Diskussion

Durch die vorgestellte Definition von Merkmalen sind Punkte auf beliebigen Freiform-Flächen, insbesondere Flächen von Gesichtern, Zähnen oder anderen medizinischen Objekten, charakterisierbar. So können auch solche Flächenpunkte sehr robust unterschieden bzw. zugeordnet werden, die nicht auf Ecken oder Kanten liegen. Damit ist eine wesentliche Voraussetzung für die effiziente Grobregistrierung von Freiform-Flächen erfüllt.

## Literaturverzeichnis

1. Hastreiter P, Rezk-Salama C, et al.: Registration Techniques for the Analysis of the Brain Shift in Neurosurgery. *Comput Graphics* 24(3):385–389, 2000.
2. Benz M, Laboureaux X, Maier T, et al.: The Symmetry of Faces. *Procs VMV 2002*:43–50. infix, 2002.
3. Bohn G, Cloutot L, Habermeier HP, et al.: Fast 3d-Camera for Industrial and Medical Applications. *ODIMAP II*:214–219, Pavia, 1999.
4. Maintz J, Viergever M: A survey of medical image registration. *Med Image Anal* 2(1):1–36, 1998.
5. Seeger S, Laboureaux X: Feature Extraction and Registration. *Principles of 3D Image Analysis and Synthesis*, 153–166. Kluwer, Dordrecht, 2000.
6. Maier T, Benz M, Häusler G: Automatische Grobregistrierung intraoperativ akquirierter 3D-Daten von Gesichtsoberflächen anhand ihrer Gauß'schen Abbilder. *Procs BVM 2003*:11–15. Springer, Berlin, 2003.
7. Paulus D: Object Recognition. *Principles of 3D Image Analysis and Synthesis*, Kluwer, Dordrecht, 2000.
8. Fröhlich M, Müller H, Pillokat C, Weller F: Feature-based Matching of Triangular Meshes. *Geometric Modelling*, Springer, 2001.
9. Nkenke E, Benz M, Maier T, et al.: Relative en- and exophthalmometry in zygomatic fractures comparing optical non-contact, non-ionizing 3D imaging to the Hertel instrument and computed tomography. *J Craniomaxillofac Surg*, 2003.
10. Nkenke E, Maier T, Benz M, et al.: Hertel exophthalmometry versus computed tomography and optical 3D imaging for the determination of the globe position in zygomatic fractures. *J Craniomaxillofac Surg*, 2003.