



UNIVERSITÄT ZU LÜBECK
INSTITUTE OF MATHEMATICS AND
IMAGE COMPUTING

Übertragung von Konzepten der Fingerabdrucksidentifikation auf die automatische Landmarkendetektion in medizinischen Bilddaten der Lunge

*Applying Methods of fingerprint identification on medical images of the
lung for automatic landmark detection*

Bachelorarbeit

im Rahmen des Studiengangs
Mathematik in Medizin und Lebenswissenschaften
der Universität zu Lübeck

vorgelegt von

Alessa Hering

ausgegeben und betreut von

Prof. Dr. rer. nat. Jan Modersitzki
Institute of Mathematics and Image Computing

mit Unterstützung von

Dr. rer. nat. Thomas Peter
Institute of Mathematics and Image Computing

Lübeck, den 14. November 2014



Ich versichere an Eides statt, die vorliegende Arbeit selbstständig und nur unter Benutzung der angegebenen Hilfsmittel angefertigt zu haben.

Lübeck, den 13. November 2014

Kurzfassung

Punkt-basierte Registrierung oder auch deren Optimierung auf dreidimensionalen Bild-daten hängt stark davon ab, wie geeignet die verwendeten Punktlandmarken sind. Die manuelle Detektion der Landmarken durch einen medizinischen Experten ist sehr zeitaufwendig. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit ein Verfahren zur automatischen Detektion von Punktlandmarken in Computertomographie-Aufnahmen der Lunge präsentiert. Um charakteristische Punkte der Lunge als Landmarken zu detektieren, werden die Konzepte zur Minutiendetektion auf dem Fingerabdruck auf die segmentierten Bronchialbäume der Lunge übertragen. Der Arbeitsablauf gliedert sich hierbei in die Ausdünnung der Segmentierung auf eine Linienbreite von einem Voxel und anschließender Detektion der Bifurkationen zur Definition der Landmarken.

Eine Evaluation des Verfahrens zeigt, dass alle detektierten Landmarken zu Bifurkationen korrespondieren und dass alle Bifurkationen durch eine eigene Landmarke repräsentiert werden.

Abstract

Point-based registration and also its optimization on three-dimensional image data heavily depends on the suitability of the used point landmarks. However having landmarks detected manually by a medical expert, is very costly in terms of time. Therefore, this work presents a method which detects landmarks in CT scans of the lung automatically. In order to find such distinctive points of the lung concepts of minutiae detection in fingerprints are applied on the segmented bronchial tree. The implementation consists of two parts: a conversion of the bronchial tree segmentation into a one voxel thin skeleton and a subsequent bifurcation detection on the skeleton to specify landmark positions.

Our test showed that every detected landmark corresponded to a bifurcation. Also, every bifurcation was represented by a separate landmark.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	3
1.1	Motivation	3
1.2	Gliederung der Arbeit	4
2	Anatomischer und theoretischer Hintergrund	7
2.1	Landmarken in der Medizin	7
2.2	Landmarkenbasierte Registrierung	8
2.3	Aufbau des Fingerabdrucks	11
2.4	Anatomie der Lunge	14
3	Minutiendetektion auf dem Fingerabdruck	15
3.1	Binarisierung	15
3.2	Ausdünnung im 2D	16
3.3	Merkmalsextraktion	20
3.4	Bilddaten und Experimente	21
3.5	Ergebnisse	22
4	Landmarkendetektion in der Lunge	25
4.1	Ausdünnung im 3D	25
4.2	Landmarkendetektion	39
5	Bilddaten, Experimente und Ergebnisse	41
5.1	Bilddaten	41
5.2	Experimente	43
5.3	Ergebnisse	44
6	Diskussion und Ausblick	49
	Literaturverzeichnis	51

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Motivation

Heutzutage ermöglichen moderne bildgebende Verfahren wie zum Beispiel die Computertomographie detaillierte Einblicke in die anatomischen Strukturen des Menschen [Buzug, 2008]. Dabei wird die Computertomographie beispielsweise bei der Klärung von Lungentumor-Verdachtsfällen eingesetzt. Diese Tumorart ist laut dem [Robert-Koch-Institut, 2013] die dritthäufigste Krebserkrankung bei Frauen und die zweithäufigste Krebserkrankung bei Männern in Deutschland und verläuft in ca. 80% der Fälle tödlich. Betrachtet man nun als Anwendungsfelder die Diagnose, die Beobachtung, die Behandlung sowie die Evaluation des Therapieverlaufs eben dieser Lungentumoren, so besteht aus medizinischer Sicht ein stetig wachsendes Interesse an der Registrierung von Lungenbildern.

Die Registrierung kann beispielsweise genutzt werden, um die Trajektorie des Tumors während eines Atemzyklus zu ermitteln. Dies gestattet eine gezieltere Strahlenbehandlung, da die Tumorposition während der Atembewegung besser geschätzt werden kann, sodass die applizierte Strahlendosis größtenteils den Tumor trifft und das umliegende Gewebe weitestgehend von unnötiger Strahlung verschont bleibt (vgl. [Keall et al., 2005] und [Ali et al., 2011]). Eine weitere Anwendung der Registrierung sind die sogenannten Follow-Up-Scans. Hierfür wird beispielsweise jeweils vor und nach der Tumorbehandlung ein Scan der Lungen aufgenommen. Diese werden zueinander registriert, sodass die visuelle Bewertung des Therapieerfolges für die Radiologen zu einer einfacheren und weniger fehleranfälligen Aufgabe wird [Murphy et al., 2011]. Weiterhin eröffnet die Registrierung dieser Follow-Up-Scans die Möglichkeit, neue Tumore frühzeitig zu erkennen - ein Umstand, der die Heilungschancen erhöhen kann. Ermöglicht wird dies beispielsweise durch die Detektion von starken lokalen Änderungen in den Deformationsfeldern.

Die Evaluation der Registrierungsgenauigkeit erfolgt häufig über Landmarken, welche in den zu registrierenden Daten detektiert werden. Mittels dieser Landmarken kann der sogenannte Target-Registration-Error berechnet werden (vgl. [Murphy et al., 2011], [Werner et al., 2010],[Castillo et al., 2009]). Bisher werden die Landmarken häufig manuell von Experten – zum Beispiel Radiologen – gesetzt. Dies birgt jedoch zwei Nachteile in sich. Einerseits ist die manuelle Landmarkendetektion sehr zeitaufwendig und andererseits ist sie, besonders in dreidimensionalen Bilddaten, fehleranfällig (Stichwort:

Intraobserver-Variabilität – siehe Abschnitt 2.1). Daher wird in dieser Arbeit ein automatisches Verfahren zur Detektion von Landmarken in der Lunge vorgestellt.

Die dem Verfahren zugrundeliegende Idee beruht auf der Minutiendetektion auf dem Fingerabdruck. Minutien sind charakteristische Merkmale der Papillarleisten des Fingerabdruckes und werden in der Kriminalistik seit Anfang des 20. Jahrhunderts zur Identifikation von Personen genutzt. Aus diesem Grund existieren hierfür über mehrere Jahrzehnte ausgereifte Verfahren (vgl. [Maltoni et al., 2009]). Eine der häufig angewandten Varianten kommt auch in dieser Arbeit zum Einsatz: Die zu registrierenden Fingerabdrücke werden zunächst binarisiert und anschließend auf eine Linienbreite von einem Pixel ausgedünnt. Auf dem so aufbereiteten Fingerabdruck werden dann die Minutien detektiert. In dieser Arbeit soll geprüft werden, inwieweit sich dieses Konzept bestehend aus der Abfolge der einzelnen Schritte in Anbetracht von strukturellen Ähnlichkeiten des Fingerabdruckes mit der Lunge – beide weisen Bifurkationen auf – auf medizinischen Lungendaten übertragen lässt. Deshalb werden wir als erstes die Methodiken auf dem zweidimensionalen Fingerabdruck untersuchen, bevor wir uns dreidimensionalen Verfahren zuwenden und diese auf die Lungendaten anwenden.

Anschließend wird geprüft, ob die detektierten Landmarken die von [Werner et al., 2010] aufgestellten Anforderungen, dass

- (A1) die Detektion vollautomatisch stattfindet,
- (A2) ausreichend viele Landmarken gefunden werden, welche charakteristische Punkte in der Lunge beschreiben,
- (A3) die Landmarken gleichmäßig in der Lunge verteilt sind,
- (A4) die Landmarken verlässlich auf unterschiedliche CT-Daten desselben Patienten übertragen werden können,

an Landmarken für Verfahren zur Registrierungsvalidierung erfüllen.

1.2 Gliederung der Arbeit

Das nachfolgende Kapitel 2 behandelt den anatomischen und theoretischen Hintergrund dieser Arbeit. Hierzu wird in Abschnitt 2.1 die Landmarke in der Medizin eingeführt. Der Abschnitt 2.2 erläutert darauf aufbauend die landmarkenbasierte Registrierung und ihren Anwendungsbereich. Die Abschnitte 2.3 und 2.4 geben einen kurzen Überblick über den anatomischen Aufbau des Fingerabdruckes und der Lunge.

Anschließend werden in Kapitel 3 die notwendigen Methoden zur Detektion von Minutien auf dem Fingerabdruck eingeführt. Es wird auf einen einfachen Binarisierungsalgorithmus eingegangen, der ein Grauwertbild in ein Schwarz-Weiß-Bild umwandelt. Danach wird der Ausdünnungsalgorithmus vorgestellt, welcher das binarisierte Bild auf eine Pixelbreite von einem Pixel ausdünt. Die Minutiendetektion wird dann in Abschnitt 3.3 dargelegt. Abschließend werden für die zweidimensionalen Betrachtungen

die Bilddaten, die durchgeführten Experimente, sowie die Ergebnisse dieses Kapitels beschrieben.

Das in dieser Arbeit verwendete Verfahren zur Detektion von Landmarken in medizinischen Bilddaten der Lunge wird in Kapitel 4 behandelt. Dafür wird in Abschnitt 4.1 ein dreidimensionaler Ausdünnungsalgorithmus präsentiert und seine Funktionsweise erklärt. Die Landmarkendetektion auf den ausgedünnten Lungendaten wird in Abschnitt 4.2 veranschaulicht. Die verwendeten Bilddaten, die durchgeführten Experimente und die Ergebnisse für den im Fokus dieser Arbeit stehenden dreidimensionalen Fall werden in Kapitel 5 vorgestellt. Abschließend werden in Kapitel 6 diese Ergebnisse diskutiert und interpretiert. Des Weiteren wird eine Antwort auf die eingangs gestellte Frage, ob das Konzept der Minutiendetektion vom Fingerabdruck auf die Landmarkendetektion in den Bilddaten der Lunge übertragbar ist, gegeben.

Kapitel 2

Anatomischer und theoretischer Hintergrund

Dieses Kapitel dient dazu, den Leser mit dem Hintergrund der Arbeit vertraut zu machen und ist wie folgt aufgebaut: In Abschnitt 2.1 wird der Begriff der anatomischen Landmarke eingeführt und ihre Relevanz im medizinischen Kontext erläutert. Anschließend werden in Abschnitt 2.2 die landmarkenbasierte Registrierung und beispielhafte Anwendungen dieser vorgestellt. In Abschnitt 2.3 wird eine an [Maltoni et al., 2009] angelehnte Darstellung über die Struktur des Fingerabdrucks gegeben. Der Abschnitt 2.4 beinhaltet schließlich eine kurze Einführung in die Anatomie der Lunge (vgl. [Schmidt, 2009]).

2.1 Landmarken in der Medizin

Dieser Abschnitt ist angelehnt an das Buch „Landmark-based image analysis: using geometric and intensity models“ von [Rohr, 2001].

Unter einer Landmarke versteht man im ursprünglichen Sinne visuell auffällige Merkmale einer Szene. In medizinischen Bilddaten bezeichnen Landmarken markante, leicht wiedererkennbare anatomische Strukturen. Diese können Punkte, Kurven oder Objekte von höherer Ordnung sein. In der Medizin werden die Punktlandmarken besonders häufig genutzt, da sie eine eindeutige Position besitzen und meist am einfachsten zu bestimmen sind.

Formal muss zwischen zwei Aufgabenstellungen in Bezug auf die Landmarke unterschieden werden: Die Landmarkendetektion stellt fest, ob eine Landmarke vorliegt und wo sich diese befindet (vgl. Abschnitt 2.3); wohingegen die Landmarkengenerierung – auch Landmarkenlokalisierung – die Position einer Landmarke definiert (vgl. Abschnitt 2.4). Diese beiden Fragestellungen sind meist eng miteinander verbunden, da die Detektion die Definition der Position einer Landmarke impliziert. Aus diesem Grund werden die beiden Bezeichnungen im Folgendem synonym verwendet.

Landmarken können manuell, semiautomatisch oder automatisch gewonnen werden. Die manuelle Detektion hat den Nachteil, dass sie sehr zeitaufwendig und besonders bei einer großen Anzahl zu detektierender Landmarken, fehleranfällig ist. Insbesondere da das Ergebnis vom Anwender abhängig und demzufolge nicht exakt reproduzierbar ist. Ein Beispiel hierfür ist in Abbildung 2.1 gegeben. Drei Experten sollten die gleiche Struktur mit einer Punktlandmarke markieren, weichen jedoch um mehrere Pixel voneinander

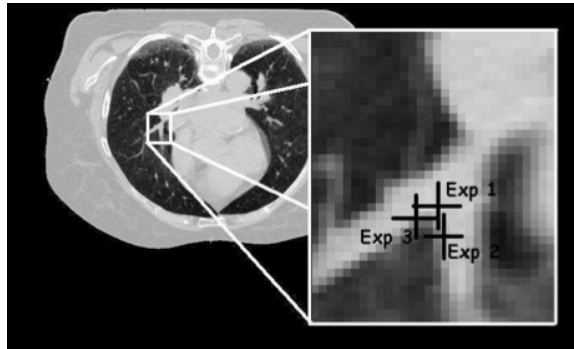


Abbildung 2.1: Aus [Sarrut et al., 2007]: Landmarkenbestimmung durch drei Experten in einer CT-Aufnahme der Lunge

ab und somit ist die Landmarke nicht eindeutig definiert. Hierbei spricht man von Interobserver-Variabilität. Wohingegen man unter Intraobserver-Variabilität unterschiedliche Ergebnisse desselben Experten bei mehreren Untersuchungen zu verschiedenen Zeitpunkten versteht. Die Erforschung von (semi-) automatischer Landmarkengenerierung hat die Vermeidung solcher Probleme zum Ziel. Idealerweise sollten die automatisch generierten Landmarken durch anatomisch relevante Strukturen definiert werden und dabei eine eindeutige Position besitzen. Des Weiteren sollten auch medizinische Experten diese Punkte als Landmarken einstufen.

Ein Anwendungsbereich der Landmarken ist die landmarkenbasierte Registrierung. Das Ziel der Registrierung besteht darin, korrespondierende Strukturen in Bildern durch eine sinnvolle Deformation in Übereinstimmung zu bringen, sodass sie in einem geeignetem Sinne ähnlich sind [Olesch, 2014]. Bei der landmarkenbasierten Registrierung handelt es sich um eine merkmalsbasierte Registrierungsaufgabe, d.h. es wird eine Deformation gesucht, sodass die Landmarken in beiden Bildern möglichst nah beieinander liegen. Das restliche Bild folgt der vorgegebenen Deformation.

2.2 Landmarkenbasierte Registrierung

In diesem Abschnitt soll ein kurzer Überblick über die Grundlagen der landmarkenbasierten Registrierung, welcher sich an [Modersitzki, 2009] und [Modersitzki, 2004] orientiert, gegeben werden.

Wie schon in Kapitel 2.1 erwähnt, besteht das Ziel der landmarkenbasierten Registrierung darin, eine geeignete Deformation $\varphi : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^d$ zu finden, welche korrespondierende Strukturen – in diesem Fall die Landmarken – in einem *Templatebild* \mathcal{T} und einem *Referenzbild* \mathcal{R} hinsichtlich eines geeigneten Maßes ähnlich macht.

Dafür betrachten wir ein Modell eines Bildes: Es wird jedem Punkt x , welcher zu einer bestimmten Region $\Omega \subset \mathbb{R}^d$ gehört, ein Grauwert $B(x)$ zugeordnet.

Definition 2.2.1

Sei $d \in \mathbb{N}$. Das Funktional $B : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ heißt *d-dimensionales Bild*, falls

1. B hat einen kompakten Träger, d.h. $\text{supp}(B) := \overline{\{x|B(x) \neq 0\}} < \infty$,
2. $0 \leq B(x) < \infty$ für alle $x \in \mathbb{R}^d$,
3. $\int_{\mathbb{R}^d} B(x)^k dx < \infty$, für alle $k > 0$.

Die Menge aller Bilder wird mit

$$\text{Img}(d) := \{B : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R} | B \text{ ist ein } d - \text{dimensionales Bild.}\}$$

bezeichnet.

2.2.1 Interpolation

In den für uns interessanten Anwendungen entsteht ein Bild aus einer endlichen Anzahl von Messwerten während einer Aufnahme oder bei der Rekonstruktion der Bilddaten aus den gegebenen Messwerten – wie z.B. bei der Computertomographie. Das Bild ist folglich durch eine endlich Anzahl an diskreten Datenpaaren $(x_i, \mathcal{T}(x_i))$ bzw. $(x_i, \mathcal{R}(x_i))$ für $x_i \in \mathbb{R}^d$ und $i = 1, \dots, N$ gegeben. Wird das Templatebild während der Registrierung beispielsweise gedreht, so können wir den Wert eines Pixels des gedrehten Bildes dadurch bestimmen, dass wir ausrechnen, wo der Pixel vor der Drehung lag [Bredies and Lorenz, 2010]. Dieser Pixel muss jedoch nicht notwendigerweise als Datenpunkte vorliegen. Gesucht werden dementsprechend Bildwerte für $x \in \mathbb{R}^d \setminus \{x_i\}_{i=1}^N$. Aus diesem Grund wird eine Interpolationsfunktion $I : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ gesucht, welche die Interpolationsaufgabe $I(x_i) = B(x_i) \forall i$, wobei $B \in \{\mathcal{T}, \mathcal{R}\}$ sein kann, erfüllt. Des Weiteren soll I die folgenden Eigenschaften erfüllen:

1. das Min-Max-Prinzip, d.h. die Bildwerte liegen nicht außerhalb der vorgegeben Bildwerte,
2. I ist einfach zu bestimmen,
3. $I \in \mathbb{C}^1(\Omega)$, sodass eine ableitungsbasierte Optimierung möglich ist.

Beispiele für Interpolationsverfahren sind kubische Spline Interpolation oder B-Spline Interpolation. Diese und weitere Interpolationsverfahren werden beispielsweise in [Schwarz and Köckler, 2011] vorgestellt.

2.2.2 Distanzmaß

Um die Idee der landmarkenbasierten Registrierung zu formalisieren, bezeichne $\mathcal{F}(\mathcal{R}, j)$ und $\mathcal{F}(\mathcal{T}, j)$ die j -te Landmarke im Referenzbild \mathcal{R} und im Templatebild \mathcal{T} für $j = 1, \dots, m$, wobei m die Anzahl der Landmarken angibt. Es soll nun eine Deformation $\varphi : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^d$ gefunden werden, sodass

$$\mathcal{F}(\mathcal{R}, j) = \varphi(\mathcal{F}(\mathcal{T}, j)), \quad j = 1, \dots, m.$$

Häufig liegen mehr Landmarken als Freiheitsgrade in der Wahl der Deformation vor, so dass ein überbestimmtes Problem gelöst werden muss, welches nicht zwangsläufig eine eindeutige Lösung besitzt. Aus diesem Grund wird das *Distanzmaß*

$$\mathcal{D}^{\text{LM}}[\varphi] := \sum_{j=1}^m \|\mathcal{F}(\mathcal{R}, j) - \varphi(\mathcal{F}(\mathcal{T}, j))\|_2^2$$

als der euklidische Abstand zwischen den zwei Punktwolken – den Landmarken in \mathcal{R} und \mathcal{T} definiert. Das Distanzmaß ist klein, wenn sich zwei Bilder ähnlich sind und groß, wenn sie sich (stark) voneinander unterscheiden. Es muss das Problem

gegeben : Referenzbild $\mathcal{R} : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ und Templatebild $\mathcal{T} : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$,
 gesucht : Deformation $\varphi : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^d$, sodass $\min_{\varphi} \mathcal{D}^{\text{LM}}[\varphi]$,

gelöst werden.

2.2.3 Deformationen

Ohne weitere Einschränkungen an φ gäbe es im Allgemeinen unendlich viele Lösungen. Es könnten zum Beispiel nur die Landmarken aufeinander abgebildet werden und das restliche Bild kann beliebig transformiert werden. Aus diesem Grund werden in vielen Anwendungen im Vorfeld explizite Anforderungen an die Deformation gestellt. Einerseits kann dies zum Beispiel die Forderung nach Glattheit sein. Die Umsetzung dieser wird in Abschnitt 2.2.4 erläutert. Andererseits werden häufig explizite parametrische Bedingungen an die Deformation gestellt.

Definition 2.2.2 ([Modersitzki, 2004])

Eine Deformation φ heißt *rigide*, falls $\varphi(x) = Qx + b$, wobei $Q \in \mathbb{R}^{d \times d}$ eine orthogonale Matrix ist und $b \in \mathbb{R}^d$.

Die rigiden Deformationen sind längen- und winkelerhaltend. Sie gehören zu der übergeordneten Gruppe der affinen Deformationen.

Definition 2.2.3 ([Modersitzki, 2004])

Eine Deformation φ heißt *affin*, falls $\varphi(x) = Ax + b$, wobei $A \in \mathbb{R}^{d \times d}$ eine invertierbare Matrix und $b \in \mathbb{R}^d$.

Die Matrix A muss invertierbar sein, da A sonst einen nicht trivialen Kern hätte und somit alle Elemente des Kernes auf 0 abgebildet würden. Hierdurch entstünde eine Kompression der Bilddaten, die keine Entsprechung in der realen Welt hätte. Durch die Parameterwahl in der Matrix A bzw. Q und dem Vektor b werden diese Deformationen eindeutig beschrieben, weswegen diese auch parametrische Deformationen genannt werden.

2.2.4 Regularisierung

Wie in Abschnitt 2.2.3 festgestellt, gibt es im Allgemeinen unendlich viele Lösungen für das vorliegende Problem. Diese können noch zusätzliche unerwünschte Eigenschaften, wie zum Beispiel keine ausreichende Glattheit aufweisen. Das Problem ist deswegen im Allgemeinen nach [Hadamard, 1902] schlecht gestellt. Um das schlecht gestellte Problem in ein korrekt gestelltes Problem zu überführen, wird regularisiert. Hierzu werden weitere Informationen oder Anforderungen integriert. Die Optimierung des Problems beruht nicht mehr ausschließlich auf dem Distanzmaß, sondern kann durch einen zusätzlichen Strafterm, dem sogenannten Regularisierer \mathcal{S} (aus dem Englischen von „Smoother“) bestimmt werden. Das Registrierungsproblem lässt sich nun schreiben als:

$$\begin{aligned} \text{gegeben : Referenzbild } \mathcal{R} : \mathbb{R}^d &\rightarrow \mathbb{R} \text{ und Templatebild } \mathcal{T} : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}, \\ \text{gesucht : Deformation } \varphi : \mathbb{R}^d &\rightarrow \mathbb{R}^d, \text{ sodass } \min_{\varphi} \mathcal{D}^{\text{LM}}[\varphi] + \alpha \mathcal{S}(\varphi). \end{aligned}$$

Hierbei ist α der Regularisierungsparameter und gewichtet den Einfluss des Regularisierers gegenüber dem Distanzmaß und hat somit Auswirkungen auf die Lösung.

2.2.5 Anwendung

Eines der bekanntesten Beispiele der landmarkenbasierten Registrierung ist die Fingerabdruckidentifikation. Hierbei werden zwei Fingerabdrücke miteinander verglichen und entweder ein Ähnlichkeitsgrad oder ein binäres Ergebnis (passt/passt nicht) zurückgegeben. Die Entscheidung, ob zwei Fingerabdrücke ähnlich sind oder nicht, wird über die Registrierung sogenannter Minutien (vgl. Abschnitt 2.3 und Kapitel 3), die hier die Rolle der Landmarken übernehmen, getroffen.

Ein weiteres Beispiel ist die Registrierung von Lungenbildern. Für die Strahlenbehandlung von Tumoren in der Lunge soll die Tumortrajektorie – die Bahnkurve des Tumors – über einen Atemzyklus aufgenommen werden. Dadurch kann die Strahlenbehandlung gezielt in hoher Dosis auf den (bewegten) Tumor angewandt werden und das umliegenden Gewebe wird weitestgehend von unnötiger Strahlung geschont. Hierfür werden mehrere Aufnahmen der Lunge während eines Atemzyklus gemacht. Anschließend werden mit Hilfe von nichtlinearen Registrierungsverfahren sukzessive zwei zeitlich aufeinander folgende 3D-Bilddatensätze zueinander registriert, sodass man die Verschiebungsvektoren der Tumorposition erhält. Zur Optimierung der nichtlinearen Registrierung werden Landmarken herangezogen (vgl. [Ehrhardt et al., 2010],[Schmidt-Richberg et al., 2011]).

2.3 Aufbau des Fingerabdrucks

Der Fingerabdruck ist eine Kopie der äußeren Hautschicht der Fingerbeere und weist somit das typische Muster der Papillarleisten und Furchen auf (vgl. Abb. 2.2). Eine Papillarleiste hat eine Breite von ca. $100 - 300 \mu\text{m}$ und zusammen mit der Furche eine

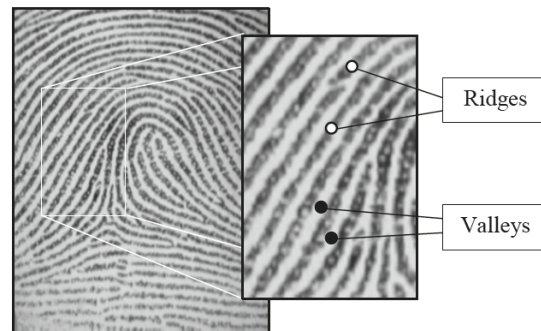


Abbildung 2.2: Aus [Maltoni et al., 2009]: Papillarleisten (Ridges) und Furchen (Valleys) des Fingerabdruckes.

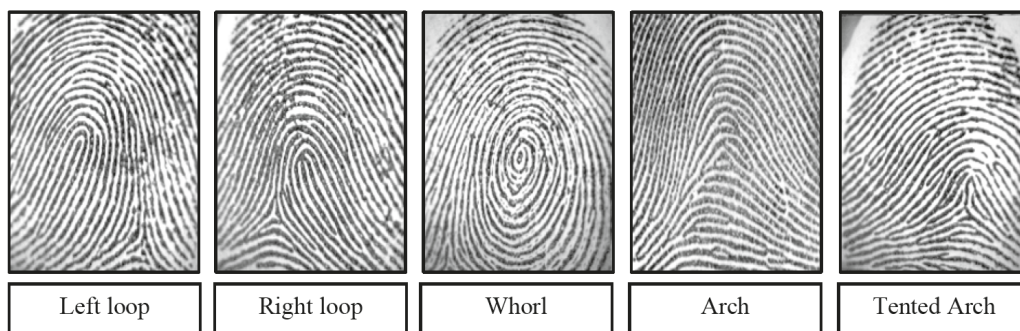


Abbildung 2.3: Aus [Maltoni et al., 2009]: Die fünf Klassen der Singularitäten nach [Henry, 1900].

Breite von ca. $500\mu\text{m}$. Verletzungen, oberflächliche Verbrennungen und Abschürfungen verändern die zugrunde liegende Struktur nicht, sodass das Originalmuster auf nachwachsender Haut wiederzufinden ist. Des Weiteren nimmt man an, dass keine zwei Menschen den gleichen Fingerabdruck haben, sodass dieser zur eindeutigen Identifikation genutzt werden kann.

Die Strukturen der Papillarleisten werden hierarchisch in drei Kategorien aufgeteilt. In Kategorie 1 wird das Flussmuster der Papillarleisten global betrachtet, in Kategorie 2 fallen die Minutienpunkte und Kategorie 3 beschäftigt sich mit den sehr detaillierten Charakteristika des Abdruckes, wie z. B. den Poren.

Wenn man das globale Flussmuster als Funktion betrachtet (vgl. Abbildung 2.2), sieht man, dass die Papillarleisten im Großen und Ganzen glatt sind und parallel zueinander laufen. Es gibt jedoch Regionen, in denen sogenannte Singularitäten auftreten. Diese zeichnen sich durch charakteristische Formen, eine starke Krümmung und eine erhöhte Anzahl an Papillarleistenenden aus. Die singulären Regionen können wiederum in drei Klassen aufgeteilt werden: Schleifen (Loop), Wirbel (Whorl) und Bögen (Arch). Die Schleifen werden hierbei noch in linke und rechte Schleifen und die Bögen in normale und zeltartige –tented– Bögen (vgl. Abbildung 2.3) aufgeteilt. Diese Charakteristika alleine reicht zum Abgleichen von Fingerabdrücken – im Folgenden angelehnt an die englische Fachliteratur Matchen genannt – noch nicht aus. Sie wird jedoch von einigen Algorithmen zur Vorklassifizierung genutzt, sodass nur noch Teildatenbanken durchsucht werden müssen.

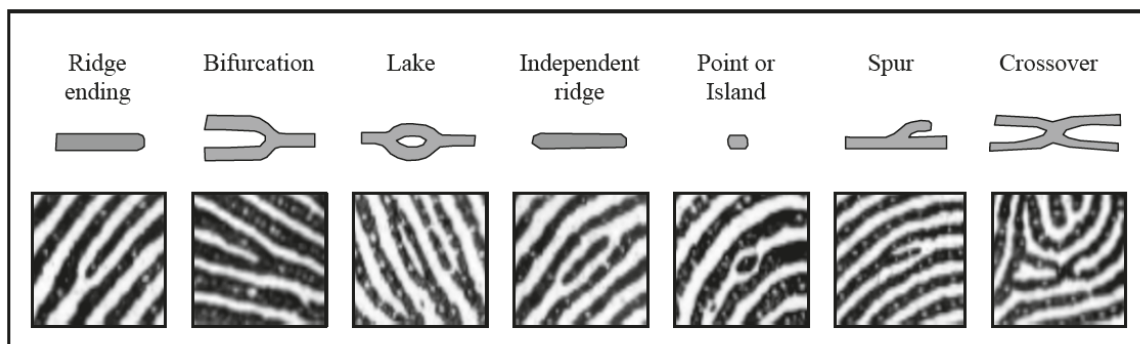


Abbildung 2.4: Aus [Maltoni et al., 2009]: Die häufigsten Minutientypen.

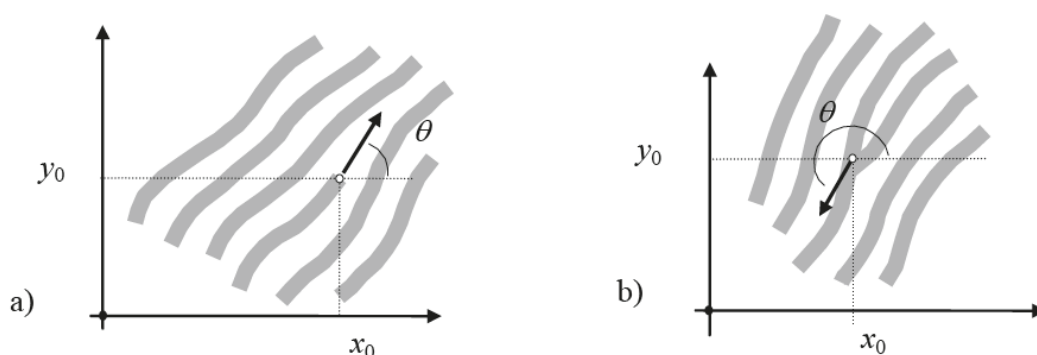


Abbildung 2.5: Aus [Maltoni et al., 2009]: a) ein Papillarleistenende: $[x_0, y_0]$ sind die Minutienkoordinaten und θ ist der Winkel zwischen der Tangente des Minutienpunktes und der Parallelen zur x-Achse

Zum eigentlichen Matchen der Fingerabdrücke wird die zweite Kategorie – die Minutienpunkte – genutzt. Unter Minutien (lat. minutus = „Kleinigkeit“) versteht man kleine Details auf der Ebene der Papillarleisten, wobei je nach Quelle mehr oder weniger solcher Details aufgeführt werden. Wir übernehmen die vom American National Standards Institute [McCabe, 2000] vorgeschlagene Charakterisierung der Minutientypen. Man unterscheidet das Ende einer Papillarleiste, die Bifurkation (d.h. das Aufspalten der Papillarleiste), sowie komplizierter und undefinierter Verläufe (z. B. Crossover oder Trifurkation). Abbildung 2.4 veranschaulicht die genannten und weitere Minutientypen. Die Klassifizierung der Minutien erfolgt nach [McCabe, 2000] durch den Typ, die x-, y-Koordinate, sowie den Winkel zwischen der Tangente der Papillarleiste an der Minutie und der Parallelen zur x-Achse (vgl. Abb. 2.5). In einem vollständigen Fingerabdruck können mehr als 100 Minutien vorliegen.

In der dritten Kategorie werden schließlich sehr detaillierte Eigenschaften des Fingerabdruckes aufgeführt. Unter anderem die Weite, Form und Schärfe der Konturen, sowie Poren, Falten oder Narben. Für die Gewinnung dieser Eigenschaften ist ein Fingerabdruck von hoher Qualität notwendig, weswegen sie sich in den seltensten Fällen für die automatische Erkennung eignen [Maltoni et al., 2009].

2.4 Anatomie der Lunge

Die wichtigste Funktion des Bronchialsystems ist der Transport und Austausch von Atemgasen. Die eingeatmete Luft wird als erstes durch Nasenhöhle und Pharynx (obere Atemwege) geleitet. Anschließend gelangt sie in die unteren Atemwege, diese beginnen mit der Luftröhre, welche sich nach 10-12cm auf Höhe des 5. Brustwirbels in die Hauptbronchien aufteilt (siehe Abb. 2.6). Im weiteren Verlauf teilen sich die Bronchien ca. 23 -mal, dabei nimmt der Durchmesser in den ersten zehn Teilungen von 16 mm (Luftröhre) bis auf 0.6 mm (Bronchiolus terminalis) ab. Anschließend verlieren die Bronchien ihre Knorpelspangen, wodurch der Durchmesser in jeder folgenden Teilung erheblich abnimmt. Dies ist der Grund, weswegen in der Lunge nur Bifurkationen als Landmarken betrachtet werden und keine Enden von Verästelungen.

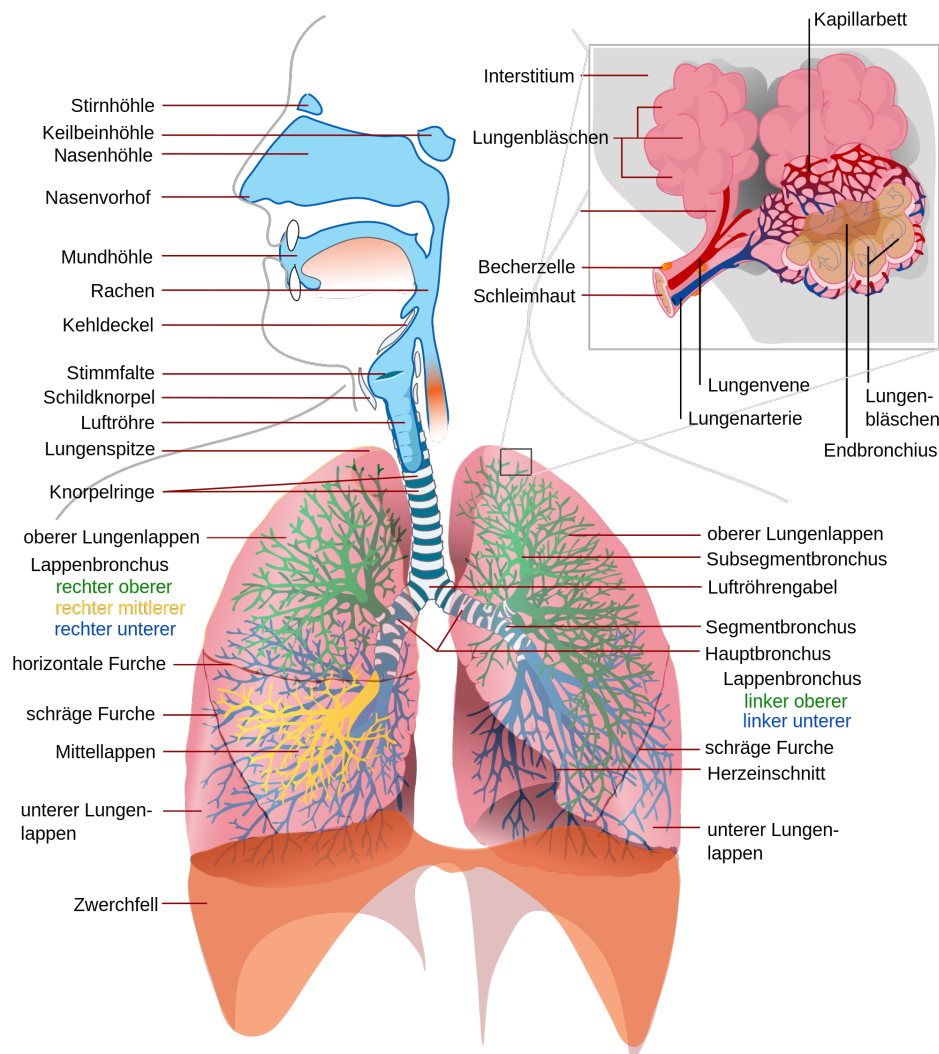


Abbildung 2.6: Aus [Villarreal, 2008]: Die Atemwege des Menschen

Kapitel 3

Minutiendetektion auf dem Fingerabdruck

In diesem Kapitel sollen die grundlegenden Prinzipien eines Fingerabdrucksystems erklärt werden. Die meisten automatischen Fingerabdrucksysteme basieren auf Minutienmatching [Maltoni et al., 2009]. Zwar ist es möglich die Minutiendetektion auf dem Grauwertbild durchzuführen (vgl. [Maio and Maltoni, 1997]), jedoch erwarten viele Algorithmen ein binarisiertes und auf eine Linienbreite von einem Pixel ausgedünntes Bild (vgl. Abb. 3.1). Aus diesem Grund wird in Abschnitt 3.1 eine kurze Einführung in die Binarisierung gegeben und in Abschnitt 3.2 wird ein Ausdünnungsalgorithmus vorgestellt. Anschließend wird in Abschnitt 3.3 die Minutiendetektion erläutert. Da der Fokus des Kapitels auf dem Ausdünnungsalgorithmus, sowie der Minutiendetektion liegen soll, wurden als Testdaten synthetisch erzeugte Fingerabdrücke mit einem geringen Rauschanteil verwendet (vgl. Abschnitt 3.4). Abschließend werden in Abschnitt 3.5 die Ergebnisse der Testdurchläufe vorgestellt.

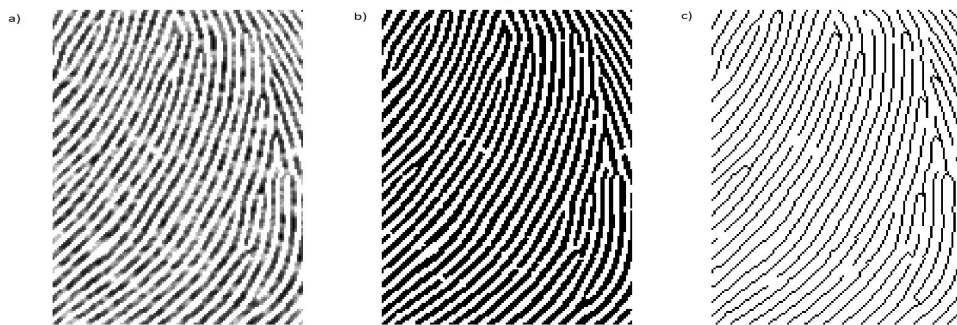


Abbildung 3.1: a) Originalfingerabdruck nach [Cappelli, 2004] (vgl. Abschnitt 3.4.1 b) Binarisierung mittels Schwellwert mit $\tau = 240$ c) Ergebnis nach Ausdünnung mittels Algorithmus

1

3.1 Binarisierung

Unter Binarisierung versteht man in der Bildverarbeitung die Umwandlung eines Grauwertbildes in ein Schwarz-Weiß-Bild.

Die einfachste Methode der Binarisierung benutzt einen globalen Schwellwert τ und setzt alle Pixel, welche einen Grauwert kleiner als τ besitzen, auf 0 (schwarz) und

alle anderen Pixel auf 255 (weiß) [Due Trier and Jain, 1996]. Formal lässt sich das als folgende Funktion $y : \mathbb{Z}^2 \rightarrow [0, 255]$ mit

$$y(x) = \begin{cases} 0 & x < \tau \\ 255 & \text{sonst} \end{cases},$$

ausdrücken. Da die in dieser Arbeit verwendeten Fingerabdrücke synthetisch erstellt und somit das Rauschen gering gehalten wurde (vgl. Abschnitt 3.4), kann der Schwellwert τ relativ hoch, z.B. auf 240, gewählt werden. Da viele auf der Binarisierung aufbauenden Algorithmen jedoch für einen schwarzen Pixel den Wert 1 und für einen weißen Pixel den Wert 0 erwarten, werden die Werte invertiert, sodass sich die Funktion $y : \mathbb{Z}^2 \rightarrow \{0, 1\}$ mit

$$y(x) = \begin{cases} 1 & x < \tau \\ 0 & \text{sonst} \end{cases},$$

ergibt.

3.2 Ausdünnung im 2D

Das Ziel der Ausdünnung – im Englischen *thinning* oder *skeletonization* – ist es, ein gegebenes Bild auf dünne Linien zu reduzieren. Im Idealfall beträgt die Linienbreite anschließend einen Pixel. Das entstehende Bild wird „thinned image“ oder „skeleton“ genannt. Nach [Hilditch, 1969] müssen folgenden Anforderungen vom Skeleton erfüllt werden:

1. Düntheit (Thinness)

Das Skeleton muss im Hinblick auf die Minutiendetektion aus dünnen Linien bestehen. Folglich müssen die Punkte auf den Kanten gelöscht werden. Dieser Vorgang wird solange wiederholt, bis eine Linienbreite von einem Pixel erreicht ist. Durch Löschen eines Randpunktes – auch Konturpunkt genannt – entstehen in unmittelbarer Umgebung neue Randpunkte. Bei einem sequentiellen Entfernen würden die neu entstandenen Randpunkte ebenfalls gelöscht werden, sodass das entstehende Bild in Abhängigkeit der Reihenfolge in die eine oder die andere Richtung verzerrt wäre. Damit dies nicht geschieht, wird die nächste Bedingung gestellt:

2. Position

Idealerweise soll die ausgedünnte Linie nicht verzerrt, sondern mittig der ursprünglichen Linie liegen. Um dies zu erreichen, können in einer Iteration nur die Punkte gelöscht werden, welche am Anfang der Iteration Randpunkte waren. Dementsprechend sind mehrere Iterationen des Algorithmuses erforderlich.

3. Zusammenhang (Connectivity)

Damit der Ausdünnungsprozess nicht die Stufe der ausgedünnten Linien überschreitet und zu viele Pixel gelöscht werden, ist eine Konnektivitätsbedingung

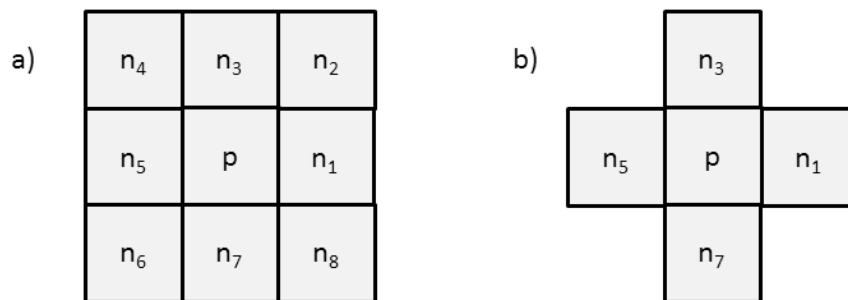


Abbildung 3.2: a) 8er-Nachbarschaft des Pixels p . b) 4er-Nachbarschaft des Pixels p .

notwendig. Bevor ein Punkt entfernt werden kann, muss geprüft werden, ob dadurch der Zusammenhang eines Gebietes im Bild beeinflusst wird. Ginge dieser durch Wegnahme des Punktes verloren, so darf der Punkt nicht entfernt werden.

4. Stabilität

Das Löschen eines Endpunktes oder eines isolierten Punktes würde durch die Konntektivitätsbedingung nicht verhindert werden, daher muss sicher gestellt sein, dass das Bild nicht durch aufeinander folgende Durchläufe von seinen Enden her abgetragen wird. Hierfür wird in der Stabilitätsbedingung gefordert, dass Endpunkte nicht gelöscht werden dürfen.

Die genaue Umsetzung dieser Anforderungen variiert von Algorithmus zu Algorithmus, wobei nicht alle Algorithmen das gleiche Ergebnis liefern. In [Lam et al., 1992] ist ein Überblick der 2D-Ausdünnungsalgorithmen gegeben. Wir wollen den ursprünglichen Algorithmus von [Hilditch, 1969] verwenden, welcher von [Naccache and Shinghal, 1984] aufgegriffen und nachimplementiert wurde.

Hierbei werden die Pixel des auszudünnenden Bildes zeilenweise von links nach rechts und von oben nach unten durchlaufen. Für jedes Pixel p wird geprüft ob alle Bedingungen erfüllt sind. Ist dies der Fall, wird das Pixel als löschar markiert. Am Ende einer Iteration werden alle markierten Pixel entfernt. Der Algorithmus endet, wenn bis zum Ende einer Iteration keine Pixel mehr markiert wurden.

An dieser Stelle sind zunächst einige an [Kong and Rosenfeld, 1989] angelehnte Begriffsdefinitionen notwendig, damit die Anforderungen prägnant, aber auch formal korrekt angegeben werden können. Jedes Pixel des Bildes wird hierfür mit ganzzahligen Koordinaten assoziiert. In der Konntektivitätsbedingung wird gefordert, dass der Zusammenhang in einem Gebiet des Bildes durch das Löschen eines Pixel nicht verloren gehen darf. Aus diesem Grund müssen wir definieren, wann zwei Pixel als zusammenhängend – auch adjazent genannt – bezeichnet werden.

Definition 3.2.1

- i) Zwei Pixel heißen *8-adjazent*, falls ihre Koordinaten sich jeweils um höchstens eins unterscheiden. Die zu einem Pixel p 8-adjazent liegenden Pixel werden als *8er-Nachbarschaft* ($N_8(p)$) von p bezeichnet und werden mit n_i mit $i = 1, \dots, 7$

benannt (vgl. Abb. 3.2 a).

- ii) Zwei Pixel heißen *4-adjazent*, falls sich eine ihrer Koordinaten um genau eins unterscheidet. Die zu einem Pixel p 4-adjazent liegenden Pixel werden als *4er-Nachbarschaft* ($N_4(p)$) von p bezeichnet und werden mit n_i mit $i \in \{1, 3, 5, 7\}$ benannt (vgl. Abb. 3.2 b).
- iii) $b(p)$ bezeichnet die Anzahl der schwarzen Pixel in der 8er-Nachbarschaft $N_8(p)$ des Pixels p .

Definition 3.2.2

Ein schwarzes Pixel p heißt

- i) *Endpunkt*, falls es höchstens ein schwarzes Pixel in der 8er-Nachbarschaft besitzt.
- ii) *Konturpunkt*, falls es mindestens ein weißes Pixel in 4er-Nachbarschaft besitzt.
- iii) *isolierter Punkt*, falls er zu keinem schwarzen Pixel adjazent ist.
- iv) *einfacher Punkt*, falls durch dessen Löschen die Topologie des Bildes nicht verändert wird.

Zur Bestimmung eines einfachen Punktes benötigen wir die nächste Definition:

Definition 3.2.3 ([Hilditch, 1969])

Sei p ein schwarzes Pixel, dann bezeichne die Abbildung $X_H : \mathbb{Z}^2 \rightarrow \mathbb{N}$

$$X_H(p) = \sum_{i=1}^4 b_i,$$

mit

$$b_i = \begin{cases} 1 & n_{2i-1} = 0 \text{ und } (n_{2i} = 1 \text{ oder } n_{2i+1} = 1) \\ 0 & \text{sonst} \end{cases},$$

wobei $n_9 = n_1$ gilt, die *Crossing Number* nach [Hilditch, 1969].

Diese Zahl gibt die Anzahl der Übergänge zwischen einem weißen zu einem schwarzen Pixel an, wenn man die 8er-Nachbarschaft geordnet durchläuft (n_1, n_2, \dots, n_8) und wenn dabei die Ecken zwischen 8-adjazenten schwarzen 4er-Nachbarn geschnitten werden [Lam et al., 1992].

Satz 3.2.1 ([Hilditch, 1969])

Ein schwarzes Pixel p ist *einfach*, wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

1. Zu Beginn der Iteration muss $X_H(p) = 1$ gelten.
2. Falls n_i markiert ist für $i \in \{3, 5\}$, ändert das Setzen von $n_i = 0$ die Crossing Number $X_H(p)$ nicht.

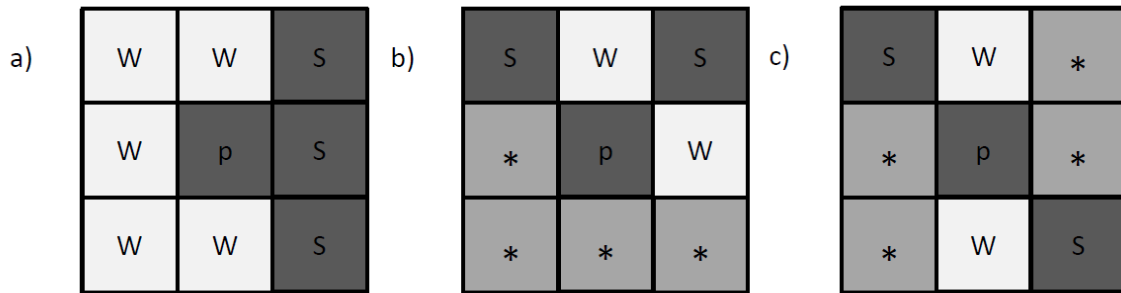


Abbildung 3.3: 8er-Nachbarschaft eines Pixels p mit schwarzen Pixeln S, weißen Pixeln W und undefinierten Pixeln *. a) $X_H(p) = 1$ Pixel p darf gelöscht werden. b) und c) $X_H(p) \geq 2$ Pixel p darf nicht gelöscht werden.

3. Mindestens ein schwarzer Nachbar ist unmarkiert.

Analoge Bedingungen zu 2. für n_1 und n_7 müssen nicht vorgenommen werden, da der Ausdünnungsprozess von links nach rechts und von oben nach unten erfolgt, dementsprechend können n_1 und n_7 noch nicht markiert sein.

Beweis 3.2.1

Für den Beweis wird auf [Hilditch, 1969] verwiesen.

Bemerkung 3.2.1

In dem Satz 3.2.1 gilt nur eine wenn-dann-Beziehung und keine genau-dann-wenn-Beziehung. Es werden folglich im Allgemeinen nicht alle einfachen Punkte des Bildes erkannt und gelöscht.

In Abbildung 3.3 sind drei Beispiele für die Crossing Number $X_H(p)$ eines Pixels p gegeben. Der Pixel p in a) kann gelöscht werden, da die Crossing Number $X_H(p) = 1$ ist und die Konnektivität sich dabei nicht ändern würde. Wohingegen der Pixel p in Beispiel b) und c) nicht entfernt werden darf, da sonst ein Loch in der Linie entstünde.

Die zu erfüllenden Bedingungen können nun kompakt zusammengefasst werden als:

- H₁: p ist ein schwarzes Pixel.
- H₂: p ist ein Konturpunkt.
- H₃: p ist kein isolierter Punkt oder Endpunkt.
- H₄: p ist ein einfacher Punkt.

Bei diesen Bedingungen handelt es sich um lokale Eigenschaften des Pixels p , sodass nur die 8er-Nachbarschaft benötigt wird. Diese werden in der Funktion COLLECT_8_NEIGHBORS aus dem gesamten Bild ausgelesen. Anschließend wird in IS_BORDERPOINT überprüft, ob $n_1 + n_3 + n_5 + n_7 \leq 3$ und somit ein Konturpunkt vorliegt. Die Funktion IS_ENDPOINT gibt FALSE zurück, falls $\sum_{i=1}^8 n_i > 1$. Ein isolierter Punkt wird innerhalb dieser Funktion als Endpunkt klassifiziert und korrekterweise nicht gelöscht. Damit ein Pixel einfach ist und somit als löschar markiert werden kann,

Algorithmus 1 Ausdünnungsalgorithmus nach Hilditch

```

function [Y] = THINNING(Y)
repeat
  deletable_Points = ⟨new empty list⟩;
  for each point p in Y do
    if p is a black point then
      Np8 = COLLECT_8_NEIGHBORS(p,Y);
      if IS_BORDERPOINT(Np8) then
        if not IS_ENDPOINT(Np8) then
          if IS_SIMPLE(Np8,deletable_Points) then
            INSERT_LIST(deletable_Points, p)
          end if
        end if
      end if
    end if
  end for
  delete all points from deletable_Points
until deletable_Points is empty

```

werden in der Funktion IS_SIMPLE die drei Bedingungen des Satzes 3.2.1 getestet. Hierfür wird geprüft, ob mindestens einer der schwarzen Nachbarn unmarkiert ist. Des Weiteren darf das Setzen von $n_i = 0$, falls n_i markiert ist für $i \in \{3, 5\}$, die Crossing Number $X_H(p)$ nicht ändern. Sind all diese Bedingungen erfüllt, wird das Pixel p als löscherbar markiert.

3.3 Merkmalsextraktion

Nach den Binarisierungs- und Ausdünnungsvorverarbeitungsschritten folgt die eigentliche Detektion der Minutien. Hierfür wird für alle schwarzen Pixel ($p = 1$) die Crossing Number

$$X_R(p) = \sum_{i=1}^8 |n_i - n_{i+1}|, \quad (3.1)$$

nach [Rutovitz, 1966] berechnet. Durch n_1, \dots, n_8 werden die geordneten Nachbarpixel (vgl. Abb. 3.2) von p mit einem Pixelwert $n_i \in \{0, 1\}$ beschrieben, wobei $n_9 = n_1$. Die Crossing Number nach Rutovitz gibt die Anzahl an schwarz-weiß-Übergängen in der 8er-Nachbarschaft des Pixels p an. Eine skalierte Version der Crossing Number

$$cn(p) = \frac{1}{2} X_R(p) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^8 |n_i - n_{i+1}|. \quad (3.2)$$

liefert [Arcelli et al., 1985], bei welcher für $cn(p) \in \{0, 1, 2, 3\}$ bzw. $cn(p) > 3$ übersichtlicher zu erkennen ist (vgl. Abb. 3.4), dass für

- $cn(\mathbf{p}) = 0$ das Pixel ein isolierter Punkt ist,
- $cn(\mathbf{p}) = 1$ das Pixel zum Papillarleistenende gehört,

- $cn(\mathbf{p}) = 2$ ein Pixel innerhalb einer Papillarleiste vorliegt,
- $cn(\mathbf{p}) = 3$ das Pixel zu einer Bifurkationsminutie gehört,
- $cn(\mathbf{p}) > 3$ eine komplexere Minutie vorliegt.

3.4 Bilddaten und Experimente

3.4.1 Bilddaten

Um einen Überblick über die Funktionalität der Algorithmen aus den Abschnitten 3.1-3.3 zu erhalten, sollen diese an synthetisch erzeugten Fingerabdrücken getestet werden. Der Vorteil hiervon ist, dass störende Nebeneffekte eines Fingerabdrucksscans, wie zum Beispiel Rauschen, zu hoher Druck, Deplatzierung usw. vermieden werden können. Es ist folglich nicht notwendig, eine große Anzahl an Vorverarbeitungsschritten durchzuführen.

Die in dieser Arbeit verwendeten Fingerabdrücke wurden mit der SFinGe (Synthetic Fingerprint Generator) Software des Biometric System Laboratory der University of Bologna erstellt. Eine Demo-Version der Software wird auf der Website zur Verfügung gestellt [Biometric System Laboratory, University of Bologna, 2014]. Die genaue Funktionsweise der Software wird in [Cappelli, 2004] und [Maltoni et al., 2009] erklärt.

3.4.2 Experimente

Zur Veranschaulichung der theoretischen Aussagen wollen wir nun die dazugehörigen Experimente vorstellen.

Der Algorithmus wird mit den in Abschnitt 3.4.1 beschriebenen, synthetischen Bilddaten mehrfach ausgeführt. Im Anschluss wird der ursprüngliche Fingerabdruck mit dem binarisierten und ausgedünnten Fingerabdruck verglichen. Wir entscheiden visuell, ob das Ausdünnen erfolgreich verlaufen ist. Anschließend werden die Minutien detektiert

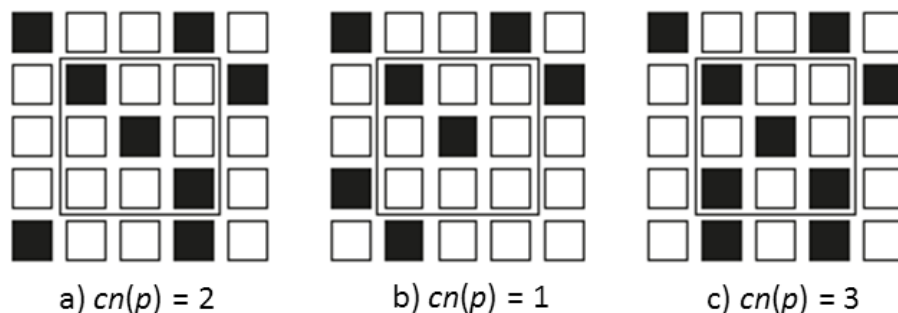


Abbildung 3.4: Aus [Maltoni et al., 2009]: a) Ein Pixel innerhalb der Papillarleiste; b) eine Papillarleistenende; c) eine Bifurkation.



Abbildung 3.5: a) Originalfingerabdruck nach [Cappelli, 2004] (vgl. Abschnitt 3.4.1 b) Binarisierung mittels Schwellwert mit $\tau = 240$ c) Ergebnis nach Ausdünnung mittels Algorithmus 1 und Minutiendetektion aus Abschnitt 3.3.

und es wird ebenfalls visuell bewertet, ob alle erkannten Minutien wirklich Minutien darstellen und ob alle vorhandenen Minutien erkannt wurden.

3.5 Ergebnisse

In diesem Abschnitt sollen die in Abschnitt 3.4.2 vorgestellten Experimente ausgewertet werden. Hierfür werden exemplarisch die Ergebnisse eines Fingerabdruckes dargestellt. In Abbildung 3.5 ist der originale, der binarisierte und der ausgedünnte Fingerabdruck abgebildet. Das Ergebnis des Binarisierens scheint auf den ersten Blick zufriedenstellend. Die Papillarleisten sind von dunkelgrau zu schwarz und die Furchen von hellgrau zu weiß übergegangen. Bei genauerer Betrachtung (vgl. Abbildung 3.6) fällt jedoch auf, dass die dunkle Papillarleiste im Originalbild durch einen kurzen helleren Abschnitt, welcher zum Beispiel durch zu wenig Tinte oder Druck entstanden sein könnte, unterbrochen wird.

Dieser wird bei der Binarisierung fälschlicherweise als Furche erkannt und ihr wird der Wert 0 zugewiesen. Dadurch ist im binarisierten Bild ein kleines Loch innerhalb der Papillarleiste entstanden. Während des Ausdünnungsprozesses wird dieses Loch vergrößert. Bei der anschließenden Minutiendetektion wird ebenfalls fälschlicherweise am Anfang und Ende des Papillarleistenloches ein Papillarleistenende erkannt. Zur Vermeidung solcher unechter Minutien gibt es verschiedene Vorgehensweisen. Einerseits könnte man anstatt der einfachen Schwellwert-Binarisierung ein komplizierteres Verfahren verwenden. In [Moayer and Fu, 1976] wird zum Beispiel ein Binarisierungsverfahren basierend auf einer iterativen Anwendung des Laplace-Operators und einem Paar dynamischer Schwellwerte verwendet. Ein differenziertes Binarisierungsverfahren wäre auch in Hinblick auf verrauschte Bilder sinnvoll. Eine zweite Möglichkeit wäre, vor der Ausdünnung einen Zwischenschritt einzufügen, in welchem Löcher, die kleiner

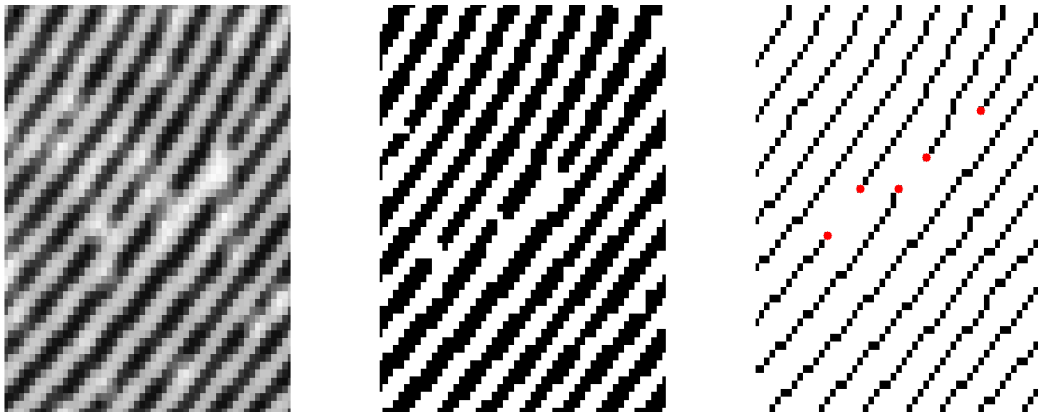


Abbildung 3.6: Ausschnitte aus Abbildung 3.5. In rot: Erkannte Papillarleistenenden

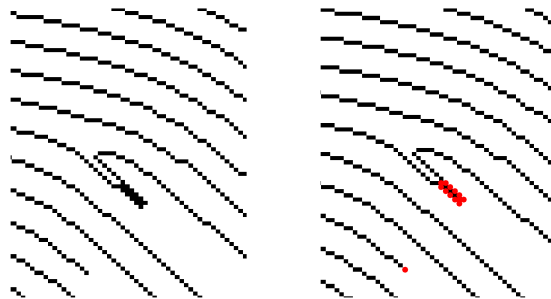


Abbildung 3.7: Ausschnitte aus Abbildung 3.5. In rot: Erkannte Minutien

als eine Furche breit sind, innerhalb der Papillarleisten aufgefüllt werden. Als dritte Variante käme ein Nachbearbeitungsschritt nach der Minutiendetektion in Frage. Hierbei werden falsche Minutien erkannt und Papillarleistenlöcher aufgefüllt. Ähnlich wird mit unechten Papillarleistenenden am Rande des Abdruckes verfahren. Diese und weitere Vor- und Nachbearbeitungsschritte sind zum Beispiel in [Farina et al., 1999] und [Zhao and Tang, 2007] beschrieben. Ein weiteres Problem ergibt sich beim Ausdünnungsprozess. Dieser hat es bei dem in Abbildung 3.7 abgebildeten Beispiel nicht vollständig geschafft, die Papillarleistendicke auf einen Pixel zu reduzieren. Hierdurch werden weitere unechte Minutien detektiert. Als letzter Aspekt muss die eigentliche Minutiendetektion betrachtet werden. Hierbei wurden auf Grund von unsauberem Vorverarbeitungsschritten falsche Minutien detektiert. Dennoch werden alle echten Minutien in diesem Schritt erkannt. Das verwendete Verfahren hat folglich eine hohe Sensitivität, d.h. der Anteil der korrekt als Minutie klassifizierten Objekte an der Gesamtheit der vorhandenen Minutien ist groß. Wohingegen die Spezifität, der Anteil der korrekt nicht-als-Minutie-erkannten-Objekte an der Gesamtheit der nicht-Minutien-Objekte, wesentlich geringer ist.

Kapitel 4

Landmarkendetektion in der Lunge

Wie schon in Kapitel 2 dargelegt, liegen in der Lunge und auf dem Fingerabdruck ähnliche Strukturen vor. Sowohl die Papillarleisten als auch die Bronchien spalten sich in regelmäßigen Abständen auf. Das Auftreten dieser sogenannten Bifurkationen soll automatisch detektiert und zum Registrieren von Bilddaten ausgenutzt werden.

Aus diesem Grund wollen wir die Konzepte des Ausdünnens und der Minutiendetektion aus der Fingerabdrucksidentifikation auf den Bronchialbaum der Lunge übertragen. Dafür wird in Abschnitt 4.1 zuerst ein dreidimensionaler Ausdünnungsprozess vorgestellt. Dieser gliedert sich in Abschnitt 4.1.1 mit einigen grundlegenden Definitionen, gefolgt von Abschnitt 4.1.2 mit einer Einführung in die Euler Charakteristik, da diese für die Topologieerhaltung notwendig ist, und schließlich Abschnitt 4.1.3 mit zwei analogen Sätzen über die Aussage, wann ein Punkt einfach und somit löschar ist. In Abschnitt 4.2 wird dann ein einfacher Algorithmus erläutert, um die Landmarken in dem ausgedünnten Bronchialbaum zu detektieren.

4.1 Ausdünnung im 3D

Die Anforderungen, die analog zum zweidimensionalen Fall an das Bild gestellt wurden (vgl. 3), werden auch nach dem Übergang ins dreidimensionale an das auszudünnende Bild aufrecht erhalten. Das Bild soll am Ende des Ausdünnungsprozesses auf eine Linienbreite von einem Voxel beschränkt sein. Des Weiteren muss die Konnektivität erhalten bleiben, d.h. die Topologie des Bildes darf sich nicht verändern. Darüber hinaus muss die Stabilitätsbedingung, die verhindert, dass Endpunkte gelöscht werden, ebenfalls erfüllt sein. Dazu müssen wir als erstes eine geeignete Definition eines dreidimensionalen Bildes finden. (vgl. [Kong and Rosenfeld, 1989])

4.1.1 Grundlegende Definitionen

Definition 4.1.1

Ein Tupel $\mathcal{P} = (V, B)$ mit $V \subset \mathbb{Z}^3$ heißt *endliches binäres digitales dreidimensionales Bild*.

Die Elemente von V heißen *Voxel* des digitalen Bildes. Die Voxel in B heißen *schwarze Voxel* und nehmen den Wert 1 an, wohingegen die Voxel in $\bar{B} := V \setminus B$ als *weiße Voxel* bezeichnet werden und den Wert 0 annehmen.

Jedes Voxel eines dreidimensionalen Bildes wird mit ganzzahligen Koordinaten $(k, j, i) \in V$ assoziiert und wird im Folgenden als Punkt bezeichnet.

Die bisherige Definition des Bildes erlaubt noch nicht Operationen auf den Bildern hinsichtlich deren Auswirkungen auf die Topologie zu beurteilen – insbesondere im Hinblick auf die Forderung der Topologieerhaltung. Wir benötigen daher eine zusätzliche Aussage über die Adjazenz – den Zusammenhang der Punkte – des Bildes. Für diesen Zweck wird in der nachfolgenden Definition die 26er-, 18er- und 6er- Nachbarschaft eines Punktes p definiert. Die graphische Umsetzung der Definition ist in Abbildung 4.1 zu finden.

Definition 4.1.2

i) Zwei Punkte heißen *26-adjazent*, falls jede ihrer Koordinaten sich jeweils um höchstens eins unterscheiden. Die zu einem Punkt p 26-adjazent liegenden Punkte werden als *26er-Nachbarschaft* von p bezeichnet.

Formal: $N_{26}(p = (k, j, i)) = \{(t, s, v) \mid \max(|t - k|, |s - j|, |r - i|) = 1\}$

ii) Zwei Punkte heißen *18-adjazent*, falls höchstens zwei ihrer Koordinaten sich um höchstens einen unterscheiden. Die zu einem Punkt p 18-adjazent liegenden Punkte werden als *18er-Nachbarschaft* ($N_{18}(p)$) von p bezeichnet.

Formal: $N_{18}(p = (k, j, i)) = \{(t, s, v) \mid |t - k| + |s - j| + |r - i| \leq 2\} \cap N_{26}(p)$

iii) Zwei Punkte heißen *6-adjazent*, falls genau eine ihrer Koordinaten sich um einen unterscheidet. Die zu einem Punkt p 6-adjazent liegenden Punkte werden als *6er-Nachbarschaft* ($N_6(p)$) von p bezeichnet.

Formal: $N_6(p = (k, j, i)) = \{(t, s, v) \mid |t - k| + |s - j| + |r - i| = 1\}$

Zwei schwarze Punkte eines Bildes werden als adjazent bezeichnet, wenn sie m -adjazent sind und zwei weiße Punkte oder ein weißer und ein schwarzer Punkt werden adjazent genannt, falls sie n -adjazent sind. Hierbei können $(m, n) \in \{(6, 26), (26, 6), (6, 18), (18, 6)\}$ sein. Je nach Wahl von m und n liegen unterschiedliche Topologien im Bild vor. In Abbildung 4.2 ist ein Beispiel hierfür dargestellt. Falls $(m, n) = (6, 18)$ gewählt wird, liegt nur eine weiße und zwei schwarze Zusammenhangskomponenten vor. Für $(m, n) = (18, 6)$ liegen hingegen zwei schwarze und eine weiße Zusammenhangskomponenten vor.

An dieser Stelle kann nun eine für unsere Zwecke abschließende formale Definition eines binären digitalen zusammenhängenden dreidimensionalen Bildes aufgestellt werden.

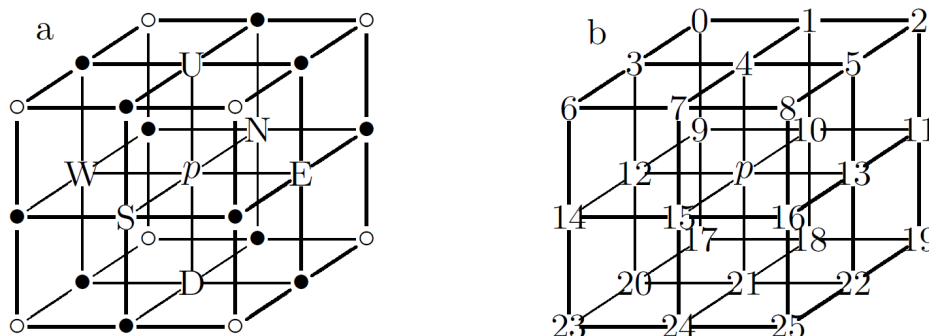


Abbildung 4.1: Aus [Palágyi et al., 2001]: a) Die 6er-Nachbarschaft $N_6(p)$ des Punktes p ist markiert durch U, D, N, S, W und E. Die 18er-Nachbarschaft $N_{18}(p)$ beinhaltet zusätzlich zu der 6er-Nachbarschaft die 12 Punkte, die durch \bullet gekennzeichnet sind. Zusammen mit den Punkten, die durch \circ markiert sind, ist $N_{26}(p)$ gegeben. b) Nummerierung der Punkte $N_{26}(p)$.

Definition 4.1.3 ([Kong and Rosenfeld, 1989])

Ein Quadrupel $\mathcal{P} = (V, m, n, B)$ mit $V \subset \mathbb{Z}^3$ und $(m, n) \in \{(6, 26), (26, 6), (6, 18), (18, 6)\}$ heißt *endliches binäres digitales zusammenhängendes dreidimensionales Bild*.

Die Elemente von V heißen *Voxel* des digitalen Bildes. Die Voxel in B heißen *schwarze Voxel* und nehmen den Wert 1 an, wohingegen die Voxel in \bar{B} als *weiße Voxel* bezeichnet werden und den Wert 0 annehmen.

Wir beschränken uns im Weiteren auf die Bilder $\mathcal{P} = (V, 26, 6, B)$. Als nächstes muss geklärt werden, wann zwei Punkte v_i und v_j mit $i, j \in B$, welche nicht in der 26er-Nachbarschaft des jeweils anderen liegen, als verbunden zählen. Hierfür wird die Definition eines Weges benötigt.

Definition 4.1.4

- i) Eine Sequenz der Länge l von schwarzen Punkten $P_{6/26} = \{v_i \in B \mid 0 \leq i \leq l\}$, wobei v_i 6/26-adjazent zum vorherigen Punkt v_{i-1} ist, wird als *6/26er-Weg der Länge l* bezeichnet.
- ii) Die Menge an 6/26-verbundenen Punkten in B wird als *6/26-Zusammenhangskomponente* – engl.: *connected components* oder *connected object* – bezeichnet.

Eine analoge Definition gilt für die weißen Punkte in \bar{B} . Die Zusammenhangskomponenten des Bildes können verschiedene Formen annehmen. Eine weiße Zusammenhangskomponente in einem dreidimensionalen Bild, welche durch eine schwarze Zusammenhangskomponente eingeschlossen wird, wird *Aushöhlung* oder *Hohlraum* – im Folgenden angelehnt an die englischsprachige Fachliteratur *Cavity* – genannt. Des Weiteren können *Tunnel* - je nach Quelle auch *Holes* genannt – gebildet werden. Diese müssen anders als bei den *Cavities* nicht komplett durch B eingeschlossen sein. Eine

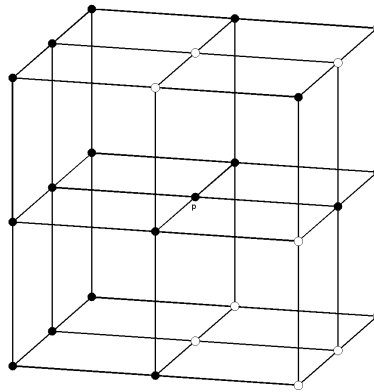


Abbildung 4.2: Je nach Wahl von (m, n) ändert sich die Anzahl der Zusammenhangskomponenten in der 26er-Nachbarschaft des Punktes p .

genaue mathematische Definition eines Tunnels zu finden, ist allerdings nicht ganz einfach ([Kong and Rosenfeld, 1989]). Dies wird jedoch nicht benötigt, da für die topologieerhaltende Forderung die Euler Charakteristik (vgl. Abschnitt 4.1.2), welche die Anzahl an Objekten, Cavities und Tunnel in Relation zueinander setzt, verwendet wird. Für die Umsetzung der Konnektivitäts-, der Stabilitäts-, sowie der Endpunktbedingung sind die anschließenden Begriffsdefinitionen notwendig.

Definition 4.1.5

Ein schwarzer Punkt p heißt

- i) *Endpunkt*, falls er genau einen schwarzen Punkt in der 26er-Nachbarschaft besitzt.
- ii) *Konturpunkt*, falls er mindestens einen weißen Punkt in der 6er-Nachbarschaft besitzt. Ein Konturpunkt heißt U-Konturpunkt, falls der Punkt, welcher in Abb. 4.1 mit “U” markiert ist, weiß ist. Analoge Definition gilt für D,N,S,W und E.
- iii) *isolierter Punkt*, falls p zu keinem schwarzen Punkt adjazent ist.
- iv) *einfacher Punkt*, falls durch dessen Löschen die Topologie des Bildes nicht verändert wird.

4.1.2 Euler Charakteristik

Eine Teilmenge des dreidimensionalen Raumes, welche sich durch eine endliche Vereinigung von Punkten, abgeschlossenen Liniensegmenten, abgeschlossenen Dreiecken und abgeschlossenen Tetraedern darstellen lässt, wird als *Polyeder* bezeichnet. Eine topologische invariante Eigenschaft einer polyedrischen Menge ist die Abbildung $\chi : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{Z}$, welche über die Axiome

1. $\chi(\emptyset) = 0$,

2. $\chi(B) = 1$, falls B eine konvexe und nicht leere Menge ist,
3. Für alle Polyeder X und Y gilt: $\chi(X \cup Y) = \chi(X) + \chi(Y) - \chi(X \cap Y)$,

definiert ist und als *Euler Charakteristik* bezeichnet wird [Kong and Rosenfeld, 1989]. Die Euler Charakteristik einer beliebigen Zerlegung einer dreidimensionalen Menge B durch Einheitswürfel – im Folgenden Oktanten genannt – kann durch

$$\chi(B) = v - e + f - oct, \quad (4.1)$$

wobei v die Anzahl der Eckpunkte, e die Anzahl der Kante, f die Anzahl der Flächen und oct die Anzahl der Oktanten in B , berechnet werden [Lee et al., 1994]. Eine äquivalente Formulierung der Euler Charakteristik ist durch die Formel

$$\chi(B) = O(B) - H(B) + C(B) \quad (4.2)$$

gegeben, wobei $O(B)$, $H(B)$, $C(B)$ die Anzahl der Zusammenhangskomponenten, der Tunnel, sowie der Cavities in B beschreiben (vgl. [Kong and Rosenfeld, 1989] und [Mukhopadhyay et al., 2013]). Ein hohler Würfel hat beispielsweise die Euler Charakteristik 2 — er besitzt eine Zusammenhangskomponente, ein Cavity und keinen Tunnel. Da B eine endliche Menge ist, gelten die folgenden Beziehungen [Bertrand and Malandain, 1994]:

$$C(\bar{B}) = O(B) \quad (4.3)$$

$$O(\bar{B}) = C(B) + 1 \quad (4.4)$$

$$H(\bar{B}) = H(B) \quad (4.5)$$

$$\chi(\bar{B}) = \chi(B) + 1 \quad (4.6)$$

In [Morgenthaler, 1980] wurde gezeigt, dass eine lokale Formel $G(B)$ genutzt werden kann, um die Komplexität der Berechnung von $\chi(B)$ zu reduzieren. Ursprünglich wurde in [Lobregt et al., 1980] das dreidimensionale Objekt über die Oberfläche ∂B definiert und über diese die Euler Charakteristik berechnet. Da ein dreidimensionales Objekt auch über seine Gitterstruktur darstellbar ist, hat [Lee et al., 1994] gezeigt, dass die Berechnung der Euler Charakteristik über diese möglich ist. Hierfür wird die 26er-Nachbarschaft $N_{26}(p)$ für jedes $p \in B$ genutzt und in acht sich partiell überschneidende $2 \times 2 \times 2$ Würfel unterteilt. Diese Würfel – auch Oktanten genannt – werden mit $N^2(p)$ bezeichnet. In Abbildung 4.3 ist einer der acht Oktanten dargestellt. Hierbei ist wichtig, dass der Oktant so gedreht und anschließend nummeriert wird, dass sich der betrachtete Punkt p immer an Position 8 (vgl. Abbildung 4.3) befindet. Die Euler Charakteristik kann auch lokal analog zu Formel 4.1 über

$$G_6(B) = v - e + f - oct, \quad (4.7)$$

berechnet werden. Beim Durchlaufen jedes Oktanten der Gitterstruktur von B wird jeder Punkt achtmal, jede Kante viermal, jede Fläche zweimal und jeder Oktant einmal gezählt. Aus diesem Grund muss die Formel 4.7 für einen Oktanten zu

$$G_6(B \cap N_i^2(p)) = \frac{v_i}{8} - \frac{e_i}{4} + \frac{f_i}{2} - oct_i \quad (4.8)$$

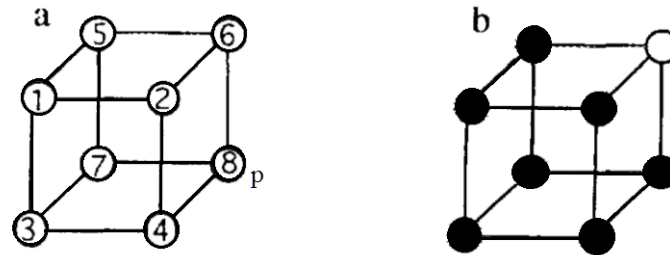


Abbildung 4.3: Aus [Lee et al., 1994]: a) Ein Oktant $N^2(p)$ b) Ein Oktant mit der Binären Darstellung 1111 1011 – schwarze Punkte haben den Wert 1, wohingegen weiße den Wert 0 annehmen.

umgeschrieben werden. Das Beispiel in Abbildung 4.3 besitzt 7 schwarze Eckpunkte, 9 Kanten, 3 Flächen und da ein Eckpunkt weiß ist, keinen vollständigen Oktanten. Es gilt somit $G_6(B \cap N_i^2(p)) = \frac{7}{8} - \frac{9}{4} + \frac{3}{2} - 0 = \frac{1}{8}$. Der Vorteil dieses Verfahrens ist, dass es nur $2^8 = 256$ mögliche Konfigurationen innerhalb eines Oktanten gibt. Auf Grund von Symmetrie können diese auf 22 grundlegende Möglichkeiten reduziert werden. Die Euler Charakteristik kann für diese Konfigurationen im Vorfeld berechnet und in einer sogenannten Look-Up-Table (LUT) gespeichert werden. Es muss während der Berechnung der Euler Charakteristik nur noch die binäre Konfiguration betrachtet werden. Die Euler Charakteristik der 22 grundlegenden Konfigurationen ist in Tabelle 4.1 gegeben. In dem Beispiel aus Abbildung 4.3 müssen wir die binäre Konfiguration 1111 1011 bzw. die Dezimalzahl 251 in der Tabelle nachschlagen und erhalten ebenfalls das Ergebnis $G_6(B \cap N_i^2(p)) = \frac{1}{8}$.

Tabelle 4.1: Aus [Lee et al., 1994]: Tabelle der Euler Charakteristik $G_6(B \cap N^2(p))$ der 22 grundlegenden Konfigurationen der Oktanten.

i	binär	dezimal	$G_6(B \cap N^2(p))$	i	binär	dezimal	$G_6(B \cap N^2(p))$
1	0000 0000	0	0	12	0100 1011	75	0
2	0000 0001	1	$\frac{1}{8}$	13	1100 0011	195	0
3	0000 0011	3	0	14	0110 1001	105	$\frac{1}{2}$
4	0000 1001	9	$\frac{1}{4}$	15	1110 1001	233	$-\frac{1}{8}$
5	1000 0001	129	$\frac{1}{4}$	16	1101 0011	211	$-\frac{3}{8}$
6	0000 0111	7	$-\frac{1}{8}$	17	1111 0001	241	$-\frac{1}{8}$
7	1000 0011	131	$-\frac{1}{8}$	18	1101 1011	219	$-\frac{3}{4}$
8	0010 1001	41	$\frac{3}{4}$	19	1111 1001	249	$-\frac{1}{4}$
9	0000 1111	15	0	20	1111 0011	243	0
10	0010 1011	43	$-\frac{1}{4}$	21	1111 1011	251	$\frac{1}{8}$
11	1000 1011	139	$-\frac{1}{4}$	22	1111 1111	255	0

Die globale Euler Charakteristik lässt sich also durch

$$\chi(B) = G(B) = \sum_i G_6(B \cap N_i^2(p)) \quad (4.9)$$

berechnen [Lee et al., 1994].

4.1.3 Einfache Punkte

In [Morgenthaler, 1981] wird eine Charakterisierung von einfachen Punkten vorgeschlagen und gezeigt, dass diese Menge vollständig ist. Es werden folglich alle einfachen Punkte gefunden.

Satz 4.1.1 ([Morgenthaler, 1981])

Sei $\mathcal{P}_1 = (V, 26, 6, B)$ ein dreidimensionales digitales Bild. Durch Löschen der Punkte der Teilmenge D von B wird die Topologie genau dann erhalten, wenn das resultierende Bild $\mathcal{P}_2 = (V, 26, 6, B \setminus D)$ folgende Bedingungen erfüllt:

1. jede schwarze Komponente von \mathcal{P}_1 umfasst genau eine schwarze Komponente von \mathcal{P}_2 ,
2. jede weiße Komponente von \mathcal{P}_2 umfasst genau eine weiße Komponente von \mathcal{P}_1 ,
3. jeder geschlossene Weg in B kann zu einem geschlossenen Weg in $B \setminus D$ deformiert werden,
4. immer wenn ein geschlossener Weg aus $B \setminus D$ in B zu einem anderen geschlossenen Weg aus $B \setminus D$ deformiert werden kann, dann kann der erste geschlossene Weg ebenfalls zu dem zweiten geschlossenen Weg aus $B \setminus D$ deformiert werden.

Beweis 4.1.1

Der Beweis kann in [Morgenthaler, 1981] nachgelesen werden.

Bemerkung 4.1.1

Die Bedingungen des Satzes 4.1.1 kann in die von uns verwendete Schreibweise umgeschrieben werden:

1. $O(B \cap N_{26}(p) \cup \{p\}) = O(B \cap N_{26}(p))$
2. $O(\bar{B} \cap N_{26}(p) \cup \{p\}) = O(\bar{B} \cap N_{26}(p))$
3. $H(B \cap N_{26}(p) \cup \{p\}) = H(B \cap N_{26}(p))$
4. $H(\bar{B} \cap N_{26}(p) \cup \{p\}) = H(\bar{B} \cap N_{26}(p))$

Da das Überprüfen der dritten und vierten Bedingung des Satzes 4.1.1 schlecht algorithmisch umzusetzen ist, haben [Lee et al., 1994] daher eine weitere Formulierung für einen einfachen Punkt aufgestellt und gezeigt, dass diese äquivalent zu der von

Morgenthaler ist.

Satz 4.1.2 ([Lee et al., 1994])

Ein Konturpunkt p ist ein einfacher Punkt, genau, wenn die folgenden Bedingungen erfüllt sind:

$$\delta G(B \cap N_{26}(p)) = 0 \text{ und} \quad (4.10)$$

$$\delta H(B \cap N_{26}(p)) = 0 \text{ oder} \quad (4.11)$$

$$\delta O(B \cap N_{26}(p)) = 0. \quad (4.12)$$

Hierbei wird durch den δ -Operator die Veränderung der Anzahl durch Löschen des Punktes p beschrieben.

Beweis 4.1.2 ([Lee et al., 1994])

Rückrichtung „ \Leftarrow “:

In [Tsao and Fu, 1982] wurde gezeigt, dass falls p ein Konturpunkt ist, aus $\delta G(B \cap N_{26}(p)) = 0$ und $\delta O(B \cap N_{26}(p)) = 0$ folgt, dass $\delta O(\bar{B} \cap N_{26}(p)) = 0$. Durch eine analoge Herleitung kann gezeigt werden, dass aus $\delta G(B \cap N_{26}(p)) = 0$ und $\delta H(B \cap N_{26}(p)) = 0$ folgt, dass $\delta H(\bar{B} \cap N_{26}(p)) = 0$.

Aus der Gleichung 4.2 folgt, dass die Änderung der Euler Charakteristik auf $B \cap N_{26}(p)$ dargestellt werden kann als:

$$\delta \chi(B \cap N_{26}(p)) = \delta O(B \cap N_{26}(p)) - \delta H(B \cap N_{26}(p)) + \delta C(B \cap N_{26}(p)).$$

Wenn p jedoch ein Konturpunkt ist, gilt $\delta C(B \cap N_{26}(p)) = 0$, da kein Cavity in B durch Löschen von p entstehen kann.

Nach [Morgenthaler, 1981] gilt, dass $\delta \chi(B \cap N_{26}(p)) = \delta G(B \cap N_{26}(p))$. Und somit folgt aus $\delta G(B \cap N_{26}(p)) = 0$, dass $\delta \chi(B \cap N_{26}(p)) = \delta O(B \cap N_{26}(p)) - \delta H(B \cap N_{26}(p)) + \underbrace{\delta C(B \cap N_{26}(p))}_{=0} = 0$ und deshalb gilt $\delta O(B \cap N_{26}(p)) = \delta H(B \cap N_{26}(p))$.

Falls Bedingung 4.10 und 4.11 oder 4.10 und 4.12 erfüllt sind, gilt:

$$\delta O(B \cap N_{26}(p)) = \delta O(\bar{B} \cap N_{26}(p)) = \delta H(B \cap N_{26}(p)) = \delta H(\bar{B} \cap N_{26}(p)) = 0. \text{ Es gilt folglich: } O(B \cap N_{26}(p) \cup \{p\}) = O(B \cap N_{26}(p)), O(\bar{B} \cap N_{26}(p) \cup \{p\}) = O(\bar{B} \cap N_{26}(p)), H(B \cap N_{26}(p) \cup \{p\}) = H(B \cap N_{26}(p)) \text{ und } H(\bar{B} \cap N_{26}(p) \cup \{p\}) = H(\bar{B} \cap N_{26}(p)).$$

Und somit gelten alle vier Bedingungen des Satzes 4.1.1 und der Punkt p ist ein einfacher Punkt.

Hinrichtung „ \Rightarrow “:

Da p ein einfacher Punkt ist, gelten 1. und 3. der Bemerkung 4.1.1: $O(B \cap N_{26}(p) \cup \{p\}) = O(B \cap N_{26}(p))$ und $H(B \cap N_{26}(p) \cup \{p\}) = H(B \cap N_{26}(p))$. Es gilt somit $\delta O(B \cap N_{26}(p)) = \delta H(B \cap N_{26}(p)) = 0$. Daraus folgt, dass $\delta O(B \cap N_{26}(p)) - \delta H(B \cap N_{26}(p)) = \delta G(B \cap N_{26}(p)) = 0$ gilt, vorausgesetzt p ist ein Konturpunkt.

□

Durch die Umformulierung muss nicht mehr die Anzahl an Tunnel, sondern nur noch die Anzahl der Änderungen in den verbundenen Objekten berechnet werden. Da $p \in B$ der zentrierte Punkt von $N_{26}(p)$ ist, ist dieser folglich zu allen 26er-Nachbarn 26-adjazent. Die Anzahl der verbundenen Objekte in $N_{26}(p) \cup \{p\}$ kann dementsprechend nur Eins sein. Damit Bedingung 4.12 erfüllt ist, muss $O(B \cap N_{26}(p))$ nach dem Löschen des Punktes p gleich Eins sein. Daher gilt der folgende Satz:

Satz 4.1.3 (*[Lee et al., 1994]*)

$$\delta O(B \cap N_{26}(p)) = 0, \text{ genau dann wenn } O(B \cap N_{26}(p)) = 1.$$

Analog zu der Gleichung (4.9) kann die lokale Änderung der Euler Charakteristik über

$$\delta G(B \cap N_{26}(p)) = \sum_{i=1}^8 \delta G_6(B \cap N_i^2(p)), \quad (4.13)$$

berechnet werden. Hierfür werden die acht sich partiell überschneidenden Oktanten verwendet. Aus Gleichung 4.8 und dem Wissen, dass $\delta v_i = -1$, erhalten wir

$$\delta G_6(B \cap N_i^2(p)) = -\frac{1}{8} + \frac{\delta e_i}{4} - \frac{\delta f_i}{2} + \delta oct_i, \quad (4.14)$$

wobei δe_i die Änderung der Kantenanzahl, δf_i die Änderung der Flächenanzahl und δoct_i die Anzahl der Oktantenänderungen ist. Ähnlich wie in Tabelle 4.1 kann $\delta G_6(B \cap N_i^2)$ für alle 256 Konfigurationen berechnet und in eine LUT (vgl. Tabelle 4.2) gespeichert werden. Exakt genommen, müssen nur 128 Konfigurationen berechnet werden, da nur schwarze Punkte, die an der Position den Wert 1 haben, betrachtet werden. In unserem Beispiel aus Abbildung 4.3 b) verringert sich durch Löschen des Punktes p die Anzahl der Kanten um zwei und die Anzahl der Flächen um eins. Die Anzahl der Oktanten bleibt bei Null und somit liegt keine Veränderung vor. Die lokale Veränderung der Euler Charakteristik ist deshalb $\delta G_6(B \cap N_i^2(p)) = -\frac{1}{8} + \frac{2}{4} - \frac{1}{2} + 0 = -\frac{1}{8}$. Alternativ kann die binäre Konfiguration (hier: 1111 1011) in eine Dezimalzahl (hier: 251) umgewandelt und in Tabelle 4.2 nachgeschlagen werden.

Fast zeitgleich zu [Lee et al., 1994] haben [Bertrand and Malandain, 1994] eine weitere Formulierung eines einfachen Punktes veröffentlicht, welche ohne die Berechnung der Euler Charakteristik bzw. ihrer Änderung auskommt. Hierfür wird mit $O_a(B)$ die Anzahl der Zusammenhangskomponenten von B , der zu p adjazenten Punkte, bezeichnet. Es kann entweder die 6- oder 26-Adjazenz gewählt werden, sodass sich die folgende Definition ergibt.

Definition 4.1.6 (*[Bertrand and Malandain, 1994]*)

Sei $B \subset \mathbb{Z}^3$ und $p \in B$.

$$T_{26}(p, B) = O_a(B \cap N_{26}(p)), \quad (4.15)$$

bezeichne die topologische Nummer, welche die 26-Adjazenz nutzt.

$$T_6(p, B) = O_a(B \cap N_{18}(p)), \quad (4.16)$$

Tabelle 4.2: Aus [Lee et al., 1994]: Tabelle zur Änderung der Euler Charakteristik der 128 Konfigurationen des Oktanten

n	$8 \delta G_6$	n	$8 \delta G_6$	n	$8 \delta G_6$	n	$8 \delta G_6$	n	$8 \delta G_6$
1	-1	53	3	105	-1	157	3	209	1
3	-1	55	1	107	1	159	1	211	3
5	-1	57	1	109	1	161	-1	213	-1
7	1	59	-1	111	-1	163	1	215	1
9	-1	61	3	113	1	165	1	217	1
11	1	63	-3	115	-1	167	3	219	3
13	1	65	-1	117	-1	169	-1	221	-1
15	-1	67	1	119	-3	171	1	223	-3
17	1	69	1	121	1	173	1	225	-1
19	3	71	3	123	-1	175	-1	227	1
21	3	73	-1	125	-1	177	1	229	1
23	5	75	1	127	7	179	-1	231	3
25	1	77	1	129	-1	181	3	233	-1
27	3	79	-1	131	1	183	1	235	1
29	3	81	1	133	1	185	1	237	1
31	1	83	3	135	3	187	-1	239	-1
33	-1	85	-1	137	-1	189	3	241	1
35	1	87	1	139	1	191	-3	243	-1
37	1	89	1	141	1	193	-1	245	-1
39	3	91	3	143	-1	195	1	247	-3
41	-1	93	-1	145	1	197	1	249	1
43	1	95	-3	147	3	199	3	251	-1
45	1	97	-1	149	3	201	-1	253	-1
47	-1	99	1	151	5	203	1	255	1
49	1	101	1	153	1	205	1		
51	-1	103	3	155	3	207	-1		

| bezeichne die topologische Nummer, welche die 6-Adjazenz nutzt.

Wichtig ist hierbei, dass $T_{26}(p, B) = O(B \cap N_{26}(p))$ gilt, wohingegen $T_6(p, B) \neq O(B \cap N_{18}(p))$. Die Punkte der Menge $N_{18}(p) \setminus N_6(p)$ zählen zwar zur selben Zusammenhangskomponente wie p , jedoch sind sie nicht 6-adjazent, sodass sie nicht in $O_a(B \cap N_{18}(p))$ enthalten sind. Mit dieser Definition kann die Formulierung eines einfachen Punktes nach [Bertrand and Malandain, 1994] aufgestellt werden.

Satz 4.1.4 ([Bertrand and Malandain, 1994])

Ein schwarzer Punkt $p \in B$ ist einfach im Bild $\mathcal{P} = (V, 26, 6, B)$, genau dann wenn folgende Bedingungen erfüllt sind:

$$T_{26}(p, B) = 1 \tag{4.17}$$

$$T_6(p, \bar{B}) = 1 \tag{4.18}$$

Beweis 4.1.3

Der Beweis ist eine Folgerung von Eigenschaften der topologischen Nummer. Die Beweise der einzelnen Eigenschaften können in [Bertrand and Malandain, 1994] nachgelesen werden.

Eigenschaft 1 Sei $p \in B$. $T_{26}(p, B) = 0$ genau dann, wenn eine Zusammenhangskomponente von B durch das Löschen von p verschwindet.

Eigenschaft 2 Sei $p \in B$. $T_{26}(p, B) \geq 2$ genau dann, wenn durch Löschen von p eine Zusammenhangskomponente in B entsteht oder ein Tunnel in B entfernt wird.

Eigenschaft 3 Sei $p \in B$. $T_6(p, \bar{B}) = 0$, genau dann wenn eine Cavity in B durch Löschen von p entsteht.

Eigenschaft 4 Sei $p \in B$. $T_6(p, \bar{B}) \geq 2$ genau dann, wenn durch Löschen von p eine Cavity von B entfernt wird oder eine Tunnel in \bar{B} entsteht.

Die Zusammenhangskomponenten, Cavities und Tunnel sind durch die Gleichungen (4.3), (4.4) und (4.5) miteinander verknüpft, sodass wir aus den Eigenschaften 1-4 zusätzlich folgern können, dass für $T_{26}(p, B) = 1$ und $T_6(p, \bar{B}) = 1$,

1. die Anzahl der Zusammenhangskomponenten in B und die Anzahl der Cavities in \bar{B} gleich bleiben (Eigenschaft 1 und 2, sowie Gleichung (4.3)),
2. die Anzahl der Anzahl der Tunnel in B und in \bar{B} gleich bleiben (Eigenschaft 2 und 4, sowie Gleichung (4.5)),
3. die Anzahl der Cavities in B und die Anzahl der Zusammenhangskomponenten in \bar{B} gleich bleiben (Eigenschaft 3 und 3, sowie Gleichung (4.4)),

Wenn die Anzahl der Zusammenhangskomponente, Cavities und Tunnel in B und \bar{B} gleich bleiben, dann gilt $T_{26}(p, B) = 1$ und $T_6(p, \bar{B}) = 1$.

□

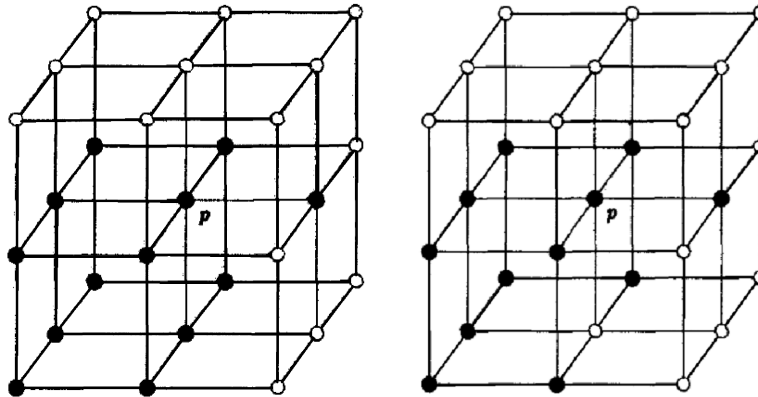


Abbildung 4.4: Aus [Kong and Rosenfeld, 1989]: Links: Ein einfacher p Punkt eines $(26, 6)$ digitalen Bildes. Rechts: Ein nicht einfacher Punkt eines $(26, 6)$ digitalen Bildes.

Es ist dementsprechend gezeigt, dass die Sätze 4.1.2 und 4.1.4 äquivalent zueinander sind.

Bemerkung 4.1.2

Die Bedingungen des Satzes 4.1.4 lassen sich auch schreiben als:

1. Die Menge $N_{26}(p) \cap (B \setminus \{p\})$ ist in sich 26-adjazent.
2. Die Menge $(V \setminus B) \cap N_6(p)$ ist 6-adjazent in der Menge $(V \setminus B) \cap N_{18}(p)$.

Die Abbildung 4.4 soll die Bedingungen des Satzes 4.1.4 illustrieren. In a) sind die Bedingungen erfüllt, sodass p ein einfacher Punkt ist und gelöscht werden kann. Wohingegen der Punkt p in b) zwar die erste jedoch nicht die zweite Bedingung erfüllt. Anschaulich kann diese Bedingung so verstanden werden, dass die Anzahl der Tunnel sich nicht ändern darf. Durch das Löschen des Punktes p würde hier ein Tunnel, welcher von dem Punkt D über p nach U (vgl. Abbildung 4.1) laufen würde, entstehen.

4.1.4 Algorithmus

Algorithmus 2 3D Ausdünnungsalgorithmus

```

function [Y] = Thinning3D(X)
repeat
    counter = 0;
    [Y, counterN] = SUBITERATION(Y,N);
    [Y, counterS] = SUBITERATION(Y,S);
    [Y, counterE] = SUBITERATION(Y,E);
    [Y, counterW] = SUBITERATION(Y,W);
    [Y, counterU] = SUBITERATION(Y,U);
    [Y, counterD] = SUBITERATION(Y,D);
    counter = counterN + counterS + counterE + counterW + counterU + counterD;
until no pixel is marked // counter = 0

```

Im Folgenden soll die algorithmische Umsetzung der genannten Bedingungen des Satzes 4.1.4 sowie der Endpunktbedingung betrachtet werden. Hierbei sind zwei verschiedene Ansätze möglich. Einerseits kann das Bild parallel ausgedünnt werden, d.h. alle Punkte des Bildes werden gleichzeitig auf ihre Lösbarkeit überprüft. Die andere Variante ist ein sequentieller Algorithmus, bei welchem die Überprüfung aller Punkte nacheinander erfolgt. Ein paralleler Algorithmus hat eine niedrigere Laufzeit als ein sequentieller Algorithmus, ist jedoch schwieriger zu implementieren. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit für die Fragestellung der generellen Machbarkeit ein sequentieller Algorithmus herangezogen und im Folgenden erläutert. Als Inputargument wird ein binarisiertes Bild übergeben. Das Bild wird in mehreren Iterationen ausgedünnt. Da in die sechs Raumrichtungen geprüft werden muss, ob ein Konturpunkt vorliegt, unterteilt sich jede Iteration in sechs Subiterationen. In jeder Subiteration dürfen jeweils nur Konturpunkte der betrachteten Raumrichtung gelöscht werden. Ein Vorteil der Unterteilung ist die gleichmäßige Reduktion des Bildes in alle Richtungen. Der Ausdünnungsprozess endet, sobald in einem kompletten Iterationsschritt keine Punkte mehr gelöscht wurden und somit in einem weiteren Durchlauf keine Änderung mehr auftreten wird. (vgl. Algorithmus 2)

In jeder Subiteration wird für jeden schwarzen Punkt kontrolliert, ob dieser ein einfacher Punkt und kein Endpunkt ist. Sind diese beiden Bedingungen erfüllt, wird der Punkt als lösbar markiert. Am Ende einer Subiteration werden die markierten Punkte sequentiell gelöscht, nachdem kontrolliert wurde, dass sie die Bedingungen auch im modifizierten Bild erfüllen. (vgl. Algorithmus 3)

Da die beiden Bedingungen lokale Eigenschaften sind, wird nur die 26er-Nachbarschaft des betrachteten Punktes benötigt. Hierfür liest die Funktion COLLECT_26_NEIGHBORS die 26er-Nachbarschaft aus dem gesamten Bild Y aus und hinterlegt die binären Einträge in das Array $Np26$. Hierbei bezeichnet das Element $Np26[i]$ den Bildwert des Nachbarn, der in Abbildung 4.1 b) mit i ($i=0,\dots,25$) markiert ist.

Um den Algorithmus effizienter zu gestalten, werden die Überprüfungen der Anforderun-

Algorithmus 3 SUBITERATION des 3D Ausdünnungsalgorithmus

```

function [Y, counter] = SUBITERATION(Y,direction)
counter = 0;
deletable_Points = (new empty list);
for each point p in Y do
  if p is a black point then
    Np26 = COLLECT_26_NEIGHBORS(p,Y);
    if IS_BORDERPOINT(Np26, direction) then
      if not IS_ENDPOINT(Np26) then
        if IS_SIMPLE(Np26) then
          INSERT_LIST(deletable_Points, p)
        end if
      end if
    end if
  end if
end for

while do
  p = GET_FROM_LIST(deletable_Points);
  Np26 = COLLECT_26_NEIGHBORS(p,Y);
  if IS_SIMPLE(Np26) then
    SET_ZERO(Y,p);
  end if
end while

```

gen des Satzes 4.1.4 umsortiert. Es wird als erstes in IS_BORDERPOINT untersucht, ob der Punkt in der Richtung *direction* (U, D, N, S, E, W) ein Konturpunkt ist (vgl. Definition 4.1.5 ii)), da durch dieses Kriterium die meisten Punkte aussortiert werden und folglich Rechenzeit gespart werden kann. Anschließend wird die Endpunktbedingung kontrolliert – die Funktion IS_ENDPOINT gibt FALSE zurück, falls $\sum_{i=0}^{25} Np26[i] > 1$. Ein isolierter Punkt wird dabei als Endpunkt eingestuft und wird korrekterweise als nicht löscher klassifiziert, sodass die erste Bedingung des Satzes 4.1.4 nicht zusätzlich abgefragt werden muss. Damit ein Punkt einfach ist, muss jetzt noch in der Funktion IS_SIMPLE überprüft werden, ob die zweite und vierte Bedingung von Satz 4.1.4 erfüllt ist (vgl. Algorithmus 4). Innerhalb der Funktionen COND_1_SATISFIED und COND_2_SATISFIED wird jeweils die MATLAB Funktion *bwconncomp* aufgerufen, welche die Zusammenhangskomponenten eines binären Bildes findet. Für weitere Details wird auf die [MATLAB-Dokumentation, 2014] der Funktion verwiesen.

Algorithmus 4 IS_SIMPLE des 3D Ausdünnungsalgorithmus

```

function[bool] = IS_SIMPLE(Np26)
if IS_COND_1_SATISFIED(Np26) then
  if IS_COND_2_SATISFIED(Np26) then
    return TRUE;
  end if
end if

```

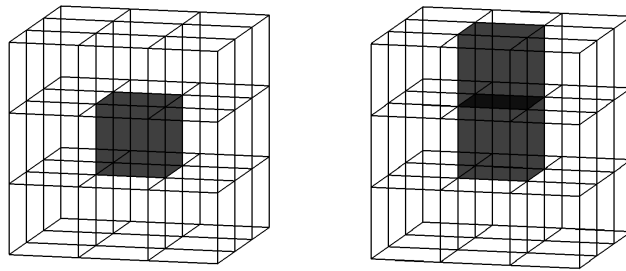


Abbildung 4.5: 26er-Nachbarschaft eines Punktes p . Ein Würfel entspricht einem Voxel. Links: Ein isolierter Punkt mit $|N_{26}(p)| = 0$. Rechts: Ein Endpunkt mit $|N_{26}(p)| = 1$.

4.2 Landmarkendetektion

Anders als bei dem Fingerabdruck verwenden wir in der Lunge nur Bifurkationen als Landmarken und keine Enden von Verästelungen. Dies hat verschiedene Gründe. Wie in Abschnitt 2.4 erwähnt, verlieren die Bronchien ab der zehnten Teilung ihre Knorpelspannen, sodass der Durchmesser in den darauf folgenden Teilungen erheblich abnimmt. Schon bei geringen Fehlern der Segmentierung verschiebt sich der Endpunkt, sodass dieser keine gute Landmarke darstellt. Außerdem würde das Verwenden von Endpunkten als Landmarken das Registrieren von Lungen, welche auf einem unterschiedlichen Detailgrad segmentiert wurden, erschweren. Da jedoch genügend Bifurkationen vorliegen, können trotzdem ausreichend Landmarken detektiert werden.

Das Aufspalten eines Lungenastes ist in dem ausgedünnten Bild eine lokale Eigenschaft, sodass nur die 26er-Nachbarschaft des betrachteten Punktes p benötigt wird. Mit $|N_{26}(p)|$ wird die Anzahl der schwarzen Punkte in der 26er-Nachbarschaft des Punktes p bezeichnet. Man erkennt, dass für $|N_{26}(p)| = 0$ ein isolierter Punkt und für $|N_{26}(p)| = 1$ ein Endpunkt vorliegt (vgl. Abbildung 4.5). In Abbildung 4.6 ist die 26er-Nachbarschaft des Punktes p dargestellt mit $|N_{26}(p)| = 2$. Links in der Abbildung liegt der Punkt innerhalb eines Lungenastes, wohingegen rechts ein Endpunkt vorliegt. Handelt es sich oberhalb der 26er-Nachbarschaft liegenden Schicht nur um weiße Punkte, so ist der Punkt über p ein einfacher Punkt und muss gelöscht werden. Diese Konstellation kann folglich nicht auftreten. Falls in der oberhalb liegenden Schicht jedoch ein schwarzer Punkt vorhanden ist, liegt in p ein Endpunkt und in dem Punkt über p eine Bifurkation vor. Da wir nur betrachten, ob in Punkt p eine Bifurkation vorliegt, ist dies eine Konstellation, die wir

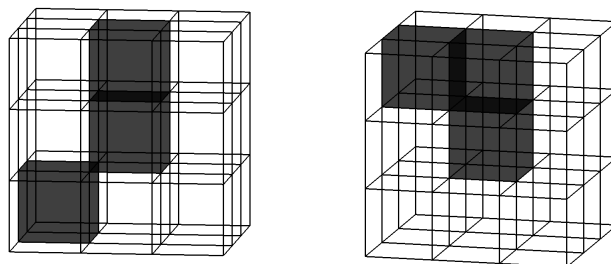


Abbildung 4.6: Links: Ein Punkt innerhalb eines Lungenastes mit $|N_{26}(p)| = 2$. Rechts: Ein Endpunkt mit $|N_{26}(p)| = 1$.

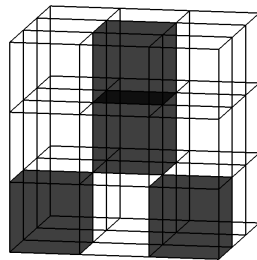


Abbildung 4.7: Eine Bifurkation mit $|N_{26}(p)| = 3$.

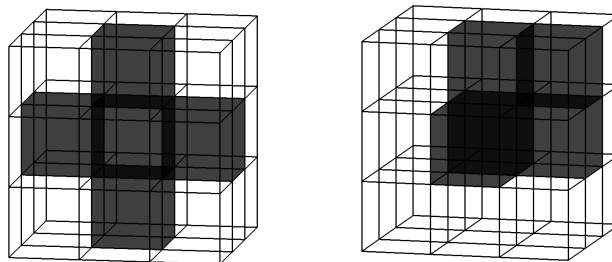


Abbildung 4.8: Links: Eine Trifurkation mit $|N_{26}(p)| = 4$. Rechts: mit $|N_{26}(p)| = 4$

nicht zu betrachten brauchen. Es liegt dementsprechend für $|N_{26}(p)| \in \{0, 1, 2\}$ in p keine Bifurkation vor.

Eine Bifurkation liegt aber vor, wenn $|N_{26}(p)| = 3$ gilt (vgl. Abbildung 4.7). In Abbildung 4.8 sind weiterhin zwei Konstellationen für $|N_{26}(p)| = 4$ dargestellt. Links in der Abbildung liegt eine Trifurkation vor. Diese kann jedoch in der ausgedünnten Lunge nicht auftreten. Eine in der Orginallunge vorliegende Trifurkation würde während des Ausdünnungsprozesses zwei um wenige Voxel verschobene Bifurkation ergeben. Rechts in der Abbildung liegt eine Konstellation vor, die so nicht auftreten kann, da nicht ausreichend ausgedünnt wurde. Folglich liegt bei $|N_{26}(p)| = 4$ ebenfalls keine Bifurkation vor. Für $|N_{26}(p)| \geq 5$ liegt eine nicht ausreichend ausgedünnte 26er-Nachbarschaft vor. Dies tritt in einer vollkommen ausgedünnten Lunge auch nicht auf. Wir setzen dementsprechend nur für $|N_{26}(p)| = 3$ eine Landmarke an die Position p . Diese Erkenntnis können wir zu Algorithmus 5 zusammenfassen.

Algorithmus 5 Landmarkendetektion

```

function [LM] = LM_DETECTION(Y)
LM = ⟨new empty list⟩;
for each point p in Y do
  if p is a black point then
    Np26 = COLLECT_26_NEIGHBORS(p, Y);
    if  $\sum_{i=0}^{25} Np26[i] = 3$  then
      INSERT_LIST(LM, p)
    end if
  end if
end for

```

Kapitel 5

Bilddaten, Experimente und Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die verwendeten Bilddaten, die durchgeführten Experimente und die dazugehörigen Ergebnisse beschrieben. In Abschnitt 5.1.1 wird erklärt, wie ein einfaches Gefäßbaummodell generiert wurde. Anschließend werden in Abschnitt 5.1.2 die medizinischen Bilddaten vorgestellt. Die durchgeführten Experimente werden in Abschnitt 5.2 erläutert. Danach werden die Ergebnisse der beschriebenen Experimente in Abschnitt 5.3 vorgestellt und ausgewertet. In Abschnitt 5.3.1 werden die Resultate der Untersuchungen an den synthetischen Bilddaten erläutert. Schließlich werden in Abschnitt 5.3.2 die Ergebnisse der Anwendung des Verfahrens auf medizinische Bilddaten der Lunge beschrieben.

5.1 Bilddaten

5.1.1 Synthetische Bilddaten der Lunge

Wir testen das entwickelte Verfahren zur Detektion von Bifurkationen zuerst an synthetischen Bilddaten, welche ein vereinfachtes Modell eines Gefäßbaumes darstellen. Hierfür wird ein Bild mit einer Größe von 350x450x300 Voxeln erzeugt. Anschließend werden die Koordinaten der Bifurkationen sowie der Endpunkte händisch festgelegt. Anhand einer vorgegebenen Adjazenzmatrix werden diese linear verbunden. Der entstehende Gefäßbaum ist in Abbildung 5.1 a) zu sehen. Die Äste des Gefäßbaumes bestehen bisher nur aus Geraden mit einer Breite von einem Voxel. Um ein dreidimensionales Modell zu erhalten, mit dem man insbesondere auch die Funktionalität des Ausdünnungsprozesses überprüfen kann, muss der Gefäßbaum mittels *binärer Dilatation*, bezeichnet mit $I \oplus E$, auf mehr als eine Voxelbreite ausgedickt werden. Hierbei werden die Koordinaten (x, y, z) der Voxel des Bildes I mit einem Binärwert von 1 als Menge aufgefasst. Analog wird mit dem sogenannten *Strukturelement* E verfahren. Ein einfaches zweidimensionales Beispiel für ein Strukturelement ist in Abbildung 5.2 dargestellt. Während der Dilatation wird das Strukturelement sukzessive über das Bild I geschoben. An jeder Bildposition $p \in I$ wird überprüft, ob *wenigstens ein* Element des Strukturelementes E in der Menge der geschnittenen Bildpunkte aus I enthalten ist, d.h. ob die Schnittmenge von I und E , welches in p verschoben vorliegt, nicht leer ist. Die binäre Dilatation von I mit E ist als Mengenoperation $I \oplus E = \{p | \hat{E}_p \cap I \neq \emptyset\}$ definiert. Dabei bezeichnet \hat{E} das gespiegelte Strukturelement. Für weitere Details wird auf [Bredies and Lorenz, 2010]

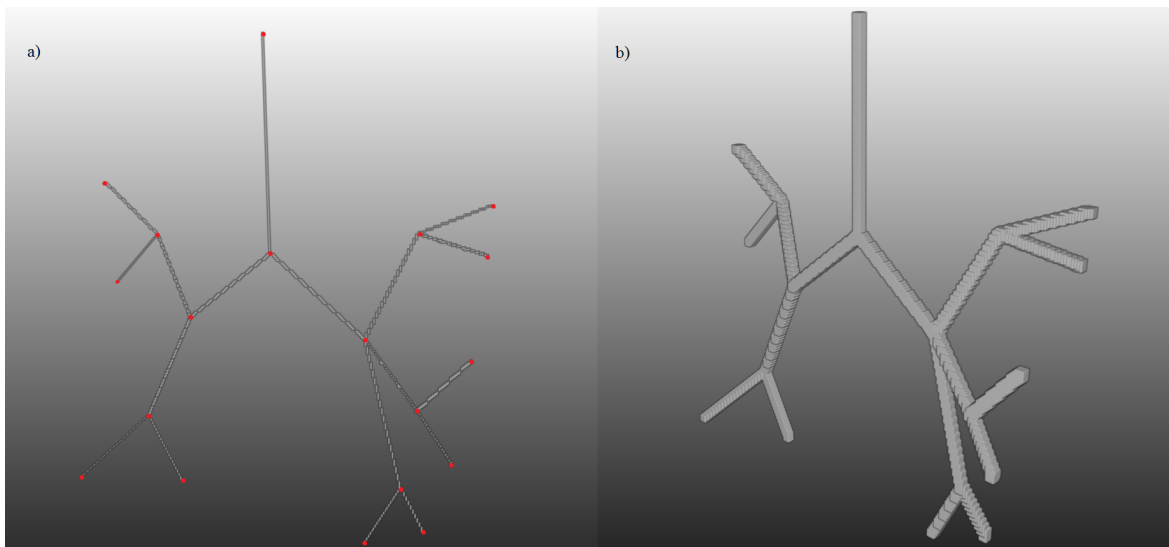


Abbildung 5.1: Dreidimensionales Modell eines Gefäßbaumes in a) dem ursprünglich dünnen Zustand mit Bifurkationen und Endpunkten in rot b) in ausgedicktem Zustand

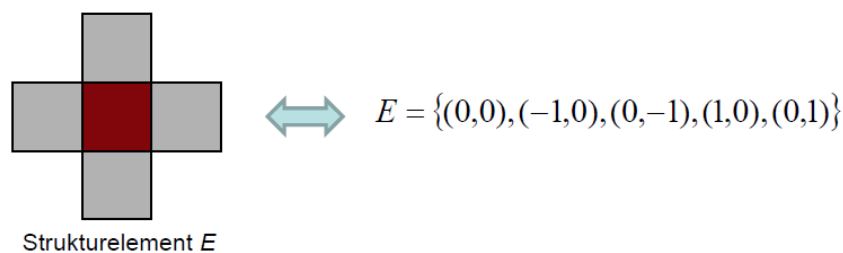


Abbildung 5.2: Aus [Handels, 2011]: Ein einfaches zweidimensionales Strukturelement und die dazugehörige Menge

und [Handels, 2009] verwiesen. Für das vorliegende Gefäßbaummodell wurde als Strukturelement ein Würfel mit einer Kantenlänge von fünf Voxeln gewählt. Der dabei entstandene Gefäßbaum ist in Abbildung 5.2 b) zu sehen.

Bei diesem Modell handelt es sich um einen stark vereinfachten Gefäßbaum, da einige idealisierte Annahmen getroffen wurden. Es kann mit Sicherheit davon ausgegangen werden, dass der Gefäßquerschnitt realer anatomischer Strukturen nicht durchgehend durch simple geometrische Formen beschrieben werden kann. Viel mehr ist der Querschnitt eine unregelmäßige Struktur, welche sich im Verlaufe des Gefäßes stetig verändert. Weiterhin sind die realen Gefäße in sich gekrümmt und liegen nicht linear vor.

Trotz dieser Annahmen ist das vorliegende Modell ausreichend, um grundlegende Aussagen über das Verfahren zur Detektion von Bifurkationen treffen zu können. Ist der Nachweis über die Funktionalität auf synthetischen Bilddaten erbracht, soll das Verfahren auf realen medizinischen Daten getestet werden.

5.1.2 Medizinische Bilddaten der Lunge

Die im Folgenden genutzten medizinischen Lungendaten wurden im Rahmen der Nelson Studie (vgl. [Xu et al., 2006]) erhoben. Dabei handelt es sich um die größte Lungenkrebs-screeningstudie in Europa. Es wurden zwei Computertomographiescans der Lunge eines Patienten innerhalb eines Zeitraumes von 9 bis 14 Monate aufgenommen. Der erste Scan – im Folgenden *Baseline*-Scan – des in dieser Arbeit verwendeten Datensatzes hat eine Bildgröße von $420 \times 312 \times 376$ und der zweite Scan – im Folgenden *Follow-Up*-Scan – von $462 \times 338 \times 529$. Die Schichtdicke beträgt 1mm und die Auflösung innerhalb der Schichten $0.7676\text{mm} \times 0.7676\text{mm}$ bzw. $0.7031\text{mm} \times 0.7031\text{mm}$. Als Beispiel ist ein Datensatz in Abbildung 5.3 in Form von 2D-Schichtbildern dargestellt. Die Gefäßsegmentierung wurde manuell vom Fraunhofer MEVIS durchgeführt. Infolge des hohen Zeitaufwandes der manuellen Segmentierung des Bronchialbaumes liegt nur ein Datensatz mit zwei Aufnahmen der Lunge desselben Patienten vor.

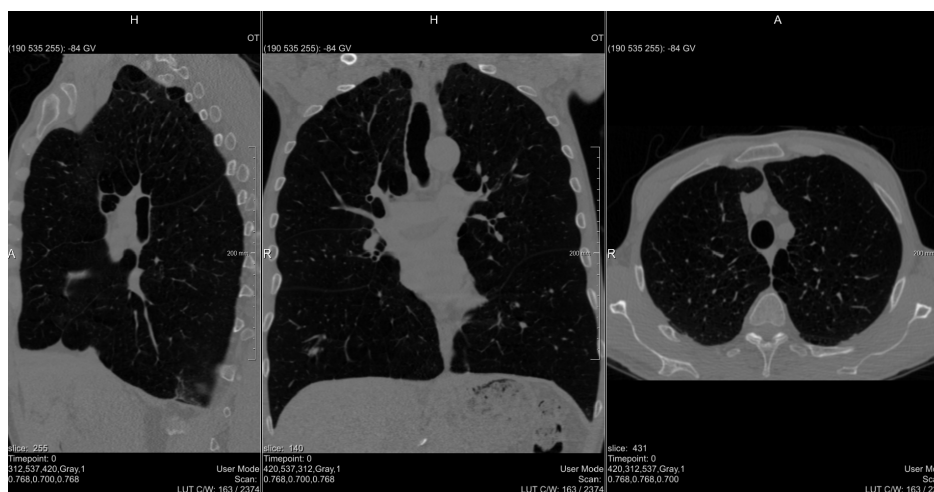


Abbildung 5.3: Schichtbilder der verwendeten Lungendaten aus der Nelson Studie (vgl. [Xu et al., 2006]). Von links nach rechts: sagittale, koronale, axiale Aufnahme.

5.2 Experimente

In diesem Abschnitt werden die verschiedenen Experimente, die während der Arbeit durchgeführt wurden, beschrieben.

Auf das in Abschnitt 5.1.1 beschriebene Gefäßbaummodell wird zunächst der Ausdünnungsalgorithmus angewandt. Anschließend werden die Landmarken auf dem ausgedünnten Baum, wie in Abschnitt 4.2 beschrieben, detektiert. Damit die Landmarken gleichmäßig in der Lunge verteilt sind, wird gefordert, dass die Landmarken paarweise einen minimalen euklidischen Abstand einhalten sollen. Diese Forderung wird im Folgenden Abstandsnebenbedingung genannt. In der Auswertung werden die Landmarken mit und ohne Einhalten dieser Nebenbedingung betrachtet. Einerseits entscheiden wir visuell, ob der Ausdünnungsalgorithmus und die Landmarkendetektion erfolgreich waren. Hierfür wird geprüft, ob alle detektierten Landmarken eine Bifurkation darstellen und ob alle

Bifurkationen durch eine Landmarke widergespiegelt werden. Andererseits werden die detektierten Landmarken mit den gesetzten Bifurkationen verglichen.

Auch auf die in Abschnitt 5.1.2 vorgestellten medizinischen Bilddaten der Lunge wird das in Kapitel 4 beschriebene Verfahren angewandt. Es wird ebenfalls als Nebenbedingung die Einhaltung eines minimalen euklidischen Abstandes gefordert. Als erstes erfolgt eine visuelle Bewertung der Ergebnisse des Ausdünnungs- und Detektionsalgorithmus. Danach wird der Baseline-Scan mit dem Follow-Up-Scan des Patienten verglichen, wofür eine Registrierung (vgl. Abschnitt 2.2) durchgeführt wird. Wir verwenden zum Testen eine lineare Registrierung. Diese ist einfach umzusetzen und gibt einen ersten Eindruck der Wirkungsweise des Algorithmus. Bei Nachfolgearbeiten sollte eine nichtlineare Registrierung verwendet werden. Diese spiegelt das Verhalten der Lunge während des Atemzyklus realistischer wider. Jedoch erfordert die Anwendung optimal problemangepasster nichtlinearer Verfahren eine umfangreiche Literaturrecherche, welche außerhalb des Fokus dieser Arbeit liegt.

5.3 Ergebnisse

5.3.1 Synthetische Bilddaten

In der Tabelle 5.1 sind die Koordinaten der detektierten Landmarken sowie der dazugehörigen gesetzten Bifurkationen dargestellt.

Tabelle 5.1: Tabelle der detektierten Landmarken – ohne und mit Abstandsnebenbedingung (NB) von 5 Voxeln – und der dazugehörigen gesetzten Bifurkationen

	Detektierte LM	Detektierte LM mit NB	Gesetzte Bifurkationen
1	(170, 220, 110)	(170, 220,110)	(170, 220, 110)
	(120, 220, 148)		
2	(120, 220, 149)	(120, 220, 148)	(120, 220, 150)
	(121, 220, 148)		
	(115, 221, 155)		
3	(116, 221, 155)	(115, 221, 155)	(220, 220, 150)
	(116, 221, 156)		
	(220, 219, 149)	(220, 219, 149)	(220, 220, 150)
	(96, 196, 100)		
4	(96, 197, 101)	(96, 196, 100)	(100, 200, 100)
	(97, 197, 101)		
	(89, 230, 178)		
5	(89, 230, 179)	(89, 230, 178)	(90, 230, 180)
	(90, 230, 178)		
6	(100, 220, 230)	(100, 220, 230)	(100, 220, 230)
7	(250, 200, 110)	(250, 200, 110)	(250, 200, 110)
8	(260, 210, 221)	(260, 210, 221)	(260, 210, 220)

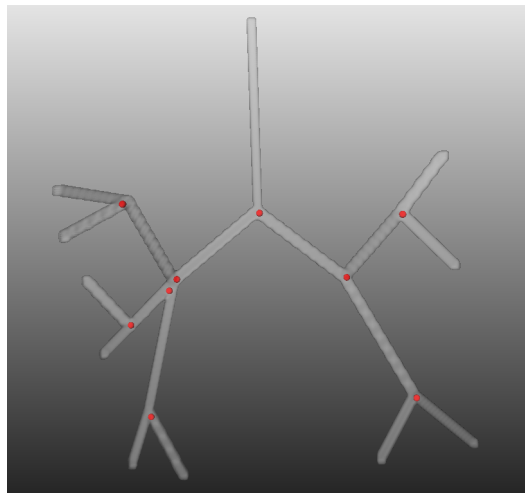
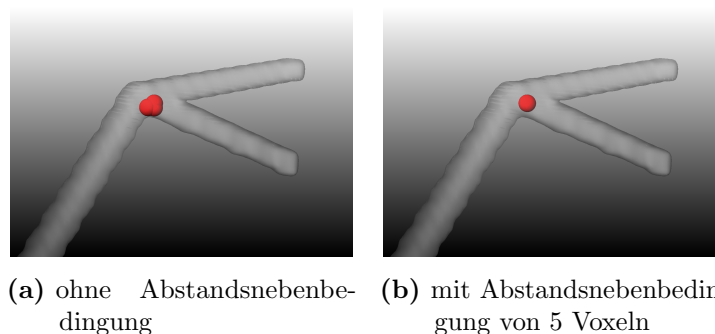


Abbildung 5.4: Dreidimensionales Modell eines Gefäßbaumes: Detektierten Landmarken mit einer Abstandsnebenbedingung von 5 Voxeln sind als rote Kugeln dargestellt.

Es werden in beiden Versuchsanordnungen alle vorhandenen Bifurkationen erkannt. Ohne einen paarweise einzuhaltenden minimalen Abstand zwischen den Landmarken werden teilweise mehrere Landmarken pro Bifurkation detektiert (vgl. Abbildung 5.5a). Durch Einführung der Nebenbedingung eines minimalen Abstandes reduziert sich die Anzahl der Landmarken pro Bifurkation auf eine (vgl. Abbildung 5.5b). Die mit Hilfe des vorgestellten Algorithmus automatisch detektierten Landmarken weichen nur sehr gering von den gesetzten Positionen der Bifurkationen ab. Die durchschnittliche Abweichung der detektierten Landmarke ohne die Nebenbedingung des paarweise einzuhaltenden euklidischen Abstandes zur gesetzten Bifurkation beträgt 2.61 Voxel und die maximale Abweichung 7.28 Voxel. Wenn die Landmarken paarweise einen minimalen euklidischen Abstand von 5 Voxeln einhalten, verbessert sich dadurch die durchschnittliche Abweichung auf 2.16 und der maximale Abstand auf 7.14. Die Bifurkation 3, welche eigentlich eine Trifurkation ist, wird durch den Ausdünnungsprozess zu zwei Bifurkationen aufgeteilt, welche nur wenige Voxel voneinander entfernt liegen. Durch das Aufspalten erhöhte sich die Entfernung zur gesetzten Trifurkation. Weiterhin fällt in der dreidimensionalen Ansicht des Gefäßbaummodells auf, dass die Landmarken zentral innerhalb des Lungenastes liegen.



(a) ohne Abstandsnebenbedingung (b) mit Abstandsnebenbedingung von 5 Voxeln

Abbildung 5.5: Ausschnitt aus der Abbildung 5.4: Reduktion der Landmarken pro Bifurkation durch Einführung einer Abstandsnebenbedingung

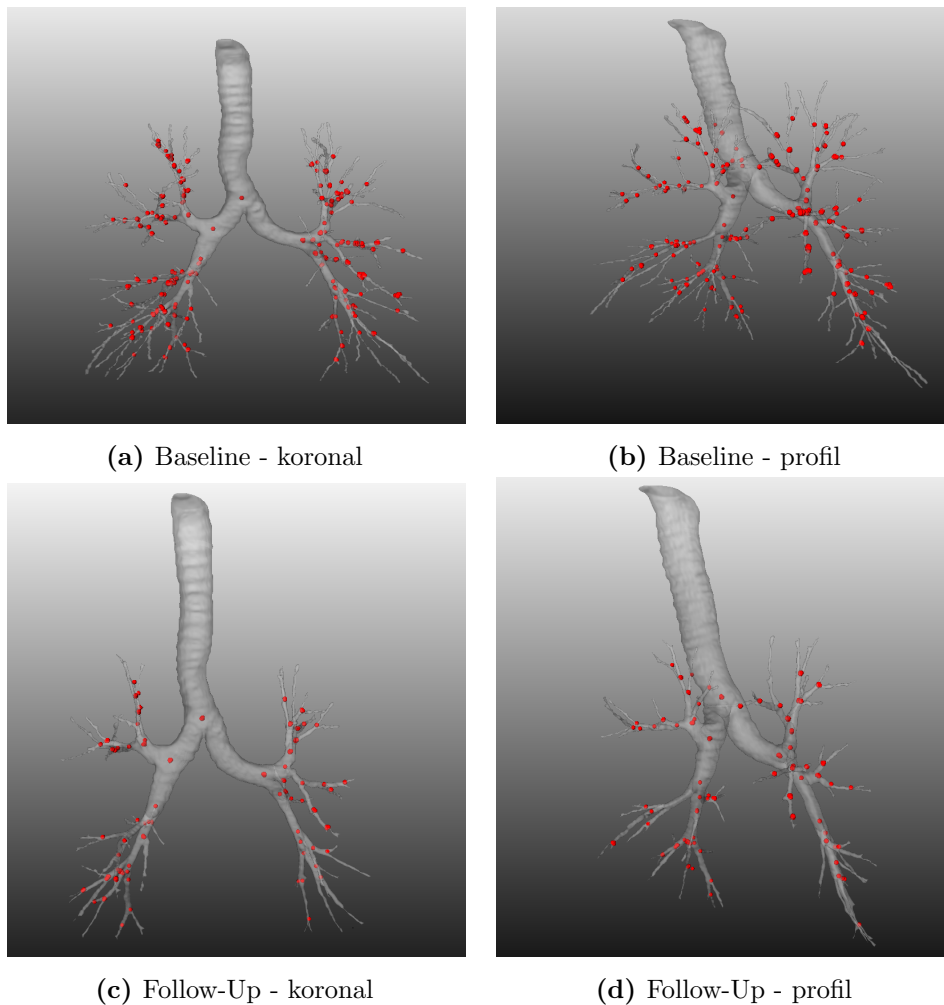


Abbildung 5.6: Ergebnisse der automatischen Landmarkendetektion des Baseline- und Follow-Up-Scans aus dem Abschnitt 5.1.2. In der 3D-Rekonstruktion sind die detektierten Landmarken als rote Kugeln dargestellt.

5.3.2 Medizinischen Bilddaten der Lunge

In diesem Abschnitt wird geprüft, ob sich ähnliche zufriedenstellende Ergebnisse wie bei den synthetischen Bilddaten aus Abschnitt 5.3.1 bei Anwendung auf die medizinischen Bilddaten der Lunge erzielen lassen.

Sowohl in dem Baseline- und als auch in dem Follow-Up-Scan werden in beiden Versuchsanordnungen – mit und ohne Abstandsnebenbedingung – für alle Bifurkationen Landmarken detektiert. Des Weiteren korrespondiert auch jede Landmarke zu einer Bifurkation. Es werden ähnlich wie auf dem Testbaum ohne Einhalten der Abstandsnebenbedingung für manche Bifurkationen mehrere Landmarken gefunden. Durch Einführung eines minimalen euklidischen Abstandes von 5 Voxel wird pro Bifurkation nur noch eine Landmarke detektiert.

In Abbildung 5.6 sind die Ergebnisse der automatischen Landmarkendetektion des Baseline- und Follow-Up-Scans ohne Abstandsnebenbedingung dargestellt. Die Land-

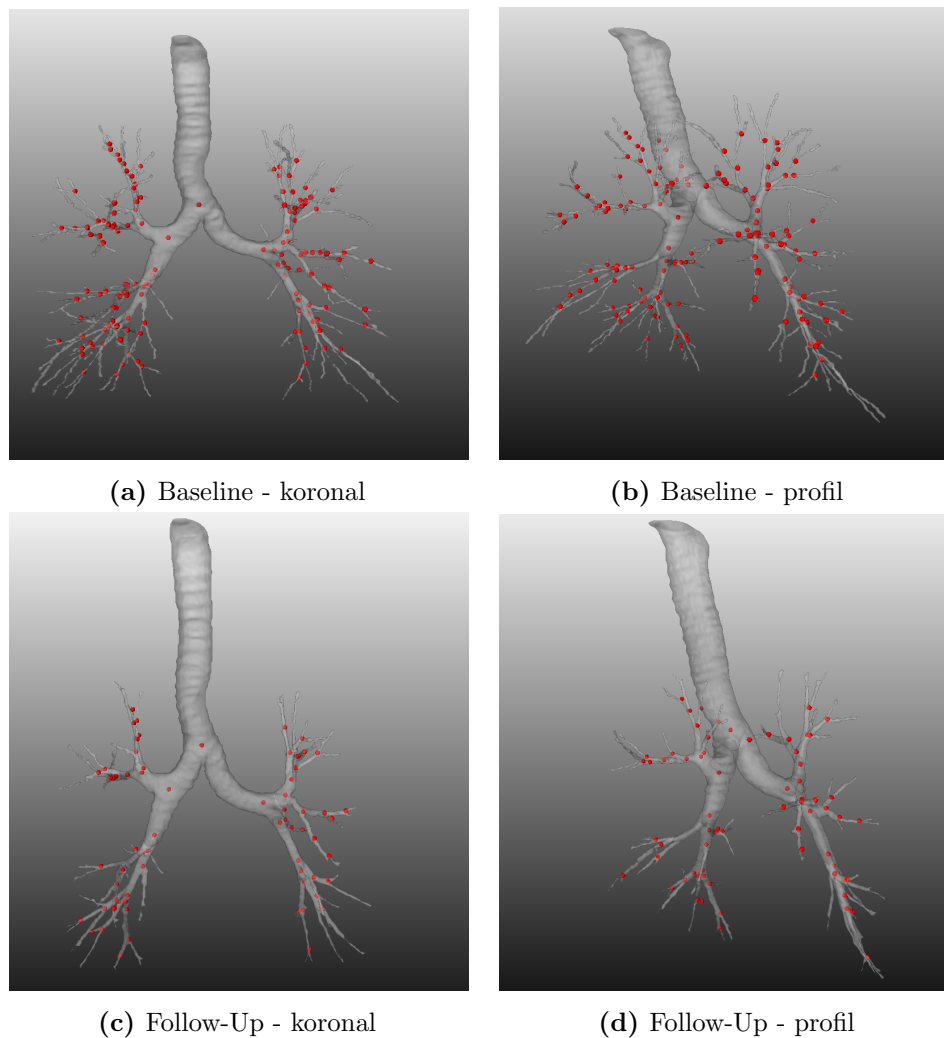


Abbildung 5.7: Ergebnisse der automatischen Landmarkendetektion des Baseline- und Follow-Up-Scans aus dem Abschnitt 5.1.2. Die Landmarken liegen paarweise mindestens 5 Voxel auseinander. In der 3D-Rekonstruktion sind die detektierten Landmarken als rote Kugeln dargestellt.

marken unter der Abstandsnebenbedingung von 5 Voxeln für die Baseline- und Follow-Up-Scans sind in Abbildung 5.7 zu sehen. Innerhalb des Baseline-Scans sinkt die Anzahl der detektierten Landmarken durch Einhalten des minimalen euklidischen Abstandes von 5 Voxel von 280 auf 141 Landmarken und in dem Follow-Up-Scan von 122 auf 69 Landmarken. Insgesamt werden auf Grund des höheren Segmentierungsgrades des Baseline-Scans mehr Landmarken in diesem detektiert.

Wie in Abbildung 5.8 zu sehen ist, liegen auch hier die detektierten Landmarken annäherungsweise zentriert im Gefäß. Je geringer der Durchmesser der Bronchien, desto eher weichen die Landmarken vom Mittelpunkt ab.

Das Ergebnis der linearen Registrierung mittels der detektierten Landmarken, welche eine Abstandsbedingung von 5 Voxeln einhalten, ist schließlich in Abbildung 5.9 dargestellt.

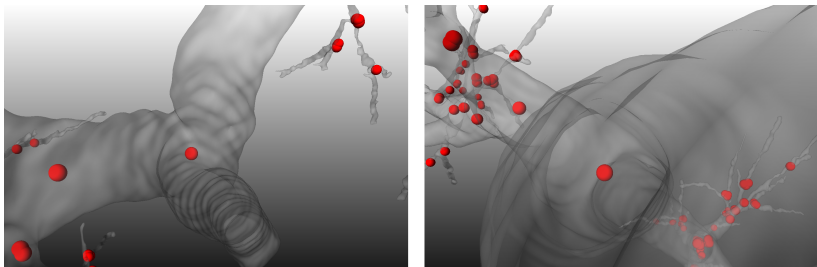


Abbildung 5.8: Ausschnitt aus Abbildung 5.6: Die dargestellte Landmarke liegt zentriert im Gefäß.

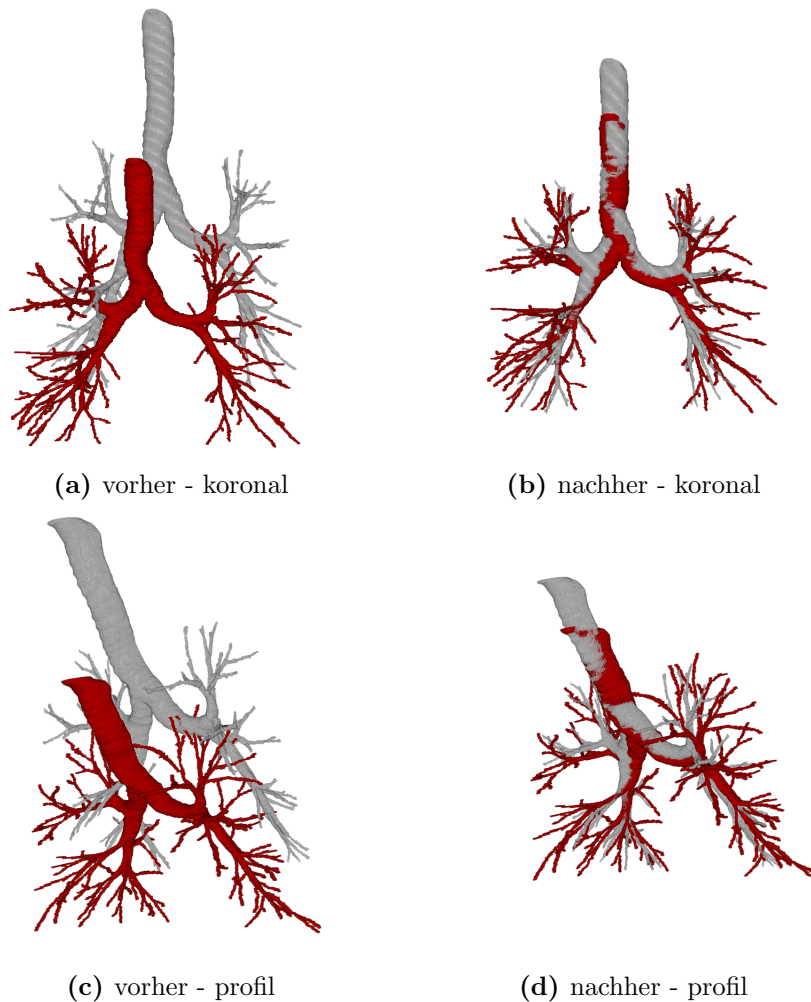


Abbildung 5.9: Baseline-Scan (rot) und Follow-Up-Scan (grau) aus Abschnitt 5.1.2 vor und nach der linearen Registrierung mittels der detektierten Landmarken mit einer Abstandsbedingung von 5 Voxeln.

Kapitel 6

Diskussion und Ausblick

In diesem Kapitel wird eine Interpretation der in Abschnitt 5.3 beschriebenen Ergebnisse erfolgen. Die eingangs gestellte Frage, ob das Konzept der Minutiendetektion vom Fingerabdruck auf die Landmarkendetektion in Bilddaten der Lunge übertragen werden kann, kann bejaht werden. Im Folgenden wird diese Antwort, die Anforderungen an die Landmarken (vgl. Kapitel 1), sowie Vor- und Nachteile des Verfahrens diskutiert.

Es wurden sowohl in den synthetischen (vgl. Abschnitt 5.3.1) als auch in den medizinischen (vgl. Abschnitt 5.3.2) Bilddaten für jede Bifurkation mindestens eine Landmarke detektiert. Außerdem korrespondieren sämtliche Landmarken zu einer Bifurkation, sodass nur anatomisch relevante Strukturen innerhalb der Lunge detektiert wurden. Dies war das Ziel der Übertragung der Konzepte und dieses kann somit als erfüllt angesehen werden kann.

Auch die Anforderung (A1) der vollständig automatischen Detektion der Landmarken ist erfüllt, d.h. es muss zu keinem Zeitpunkt eine manuelle Anpassung von Parametern oder Ähnlichem vorgenommen werden. Aus der Erfüllung dieser Eigenschaft resultiert eine große Zeitersparnis. Es muss kein medizinischer Experte sämtliche Bildschichten betrachten und die Landmarken händisch setzen. Des Weiteren wird in jedem Durchlauf des Verfahrens für die selben Eingabedaten die selbe Menge an Landmarken an den selben Positionen detektiert. Dementsprechend ist die Intraobserver-Variabilität gleich Null und das Ergebnis ist folglich reproduzierbar.

In Bedingung (A2) werden ausreichend viele Landmarken, welche charakteristische Punkte der Lunge beschreiben, gefordert. Unter Anwendung des in Kapitel 4 beschriebenen Verfahrens, hängt die Anzahl der detektierten Landmarken von der Anzahl der Bifurkationen in dem vorliegenden Bronchialbaum und somit von dem Detailgrad der Segmentierung ab. Je tiefer die Segmentierung des Bronchialbaumes erfolgt, desto mehr Landmarken werden gefunden. Folglich muss abhängig von der benötigten Anzahl an Landmarken vorher eine ausreichend detaillierte Segmentierung erfolgen. Die in dieser Arbeit verwendeten Bronchialbäume wurden manuell segmentiert. Dies ist jedoch sehr zeitaufwendig. Aus diesem Grund wäre eine automatische Segmentierung wünschenswert. Dafür muss die CT-Aufnahme allerdings eine hohe Auflösung aufweisen, was mit einer erhöhten Strahlendosis einher geht. Eine zu hohe Strahlendosis ist unter Rücksichtnahme auf den Patienten aber nicht praktikabel. Abgesehen von der Anzahl der Landmarken wird die Forderung nach charakteristischen Landmarkenpositionen erfüllt, da die detektierten Landmarken Bifurkationen darstellen.

Durch die gleichmäßige Verteilung der Bifurkationen innerhalb der Lunge sind folglich auch die Landmarken gleichmäßig verteilt. Durch Einführung der Abstandsnebenbedingung für die Landmarken wird nur eine Landmarke pro Bifurkation detektiert, sodass zusätzlich sichergestellt wird, dass alle Bifurkationen die gleiche Gewichtung erhalten. Die Bedingung (A3) ist folglich ebenfalls erfüllt.

Die vierte und letzte Bedingung (A4), welche korrespondierende Landmarkenpaare in den zu registrierenden Aufnahmen fordert, ist nicht erfüllt. Hierfür müsste ein Matching Algorithmus zum Detektieren von korrespondierenden Paaren angewandt werden. Dies würde jedoch den Rahmen der vorliegende Arbeit übersteigen.

Als ein weiteres Ergebnis wurde festgestellt, dass die gefundenen Landmarken annäherungsweise zentriert in den Bronchien sitzen. Da die Veränderung der Position des Mittelpunktes während des Atemzyklus geringer als auf der Oberfläche der Bronchien ist, haben kleine Volumenunterschiede in den zu registrierenden Bildern keinen großen Einfluss auf die Position der Landmarken. Dies kann insbesondere bei den Follow-Up-Scans eine Rolle spielen, da so beispielsweise durch die Registrierung Abweichungen vom standardisierten Aufnahmezeitpunkt der maximalen Einatmung kompensiert werden können.

In einem weiteren Test wurden die zwei zur Verfügung stehenden Bilddatensätze eines Baseline- und eines Follow-Up-Scans zueinander linear registriert. Dazu wurden Landmarken, welche eine Abstandsnebenbedingung von fünf Voxeln einhalten, herangezogen. Die visuelle Bewertung des Ergebnisses im Rahmen der linearen Registrierung ist befriedigend (vgl. Abbildung 5.9). Die Luftröhre und die Hauptbronchien liegen anschließend annäherungsweise aufeinander. Die weiteren Verästelungen weichen vermehrt voneinander ab. Letzteres war in dieser Form jedoch zu erwarten, da eine lineare Registrierung diese lokalen Verfeinerungen nicht vornehmen kann.

Um eine detailliertere Analyse der detektierten Landmarken durchführen zu können, müssten korrespondierende Landmarkenpaare in dem Baseline- und dem Follow-Up-Scan gefunden werden, sodass beispielsweise der Target-Registration-Error (vgl. [Werner et al., 2010]) zur Auswertung hinzugezogen werden kann. Wünschenswert wäre außerdem, dass die Landmarken-Abstände korrespondierender Landmarken mit manuell gesetzten Landmarkenpaaren verglichen werden könnten.

Als Fazit der in dem Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Betrachtungen kann man festhalten, dass es in Anlehnung an die Konzepte der Fingerabdruckidentifikation generell möglich ist, Landmarken an charakteristischen Punkten der Lunge – an Bifurkationen – auf einem ausgedünnten Bronchialbaum zu detektieren. Als offene Herausforderungen bleiben einerseits die Vorverarbeitung der Eingabedaten – die Segmentierung des Bronchialbaumes – und andererseits die Nachbearbeitung beim Ermitteln von korrespondierenden Landmarken.

Literaturverzeichnis

- [Ali et al., 2011] Ali, I., Alsbou, N., Herman, T., and Ahmad, S. (2011). An algorithm to extract three-dimensional motion by marker tracking in the kV projections from an on-board imager: four-dimensional cone-beam CT and tumor tracking implications. *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, 12(2).
- [Arcelli et al., 1985] Arcelli, C., Baja, D., and Sanniti, G. (1985). A width-independent fast thinning algorithm. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, PAMI-7(4):463–474.
- [Bertrand and Malandain, 1994] Bertrand, G. and Malandain, G. (1994). A new characterization of three-dimensional simple points. *Pattern Recognition Letters*, 15(2):169–175.
- [Biometric System Laboratory, University of Bologna, 2014] Biometric System Laboratory, University of Bologna (2014). [http://biolab.csr.unibo.it/research.asp?organize=Activities&select=&selObj=12&pathSubj=111||12&Aufruf am 28.09.2014](http://biolab.csr.unibo.it/research.asp?organize=Activities&select=&selObj=12&pathSubj=111||12&Aufruf%20am%2028.09.2014).
- [Bredies and Lorenz, 2010] Bredies, K. and Lorenz, D. (2010). *Mathematische Bildverarbeitung: Einführung in Grundlagen und moderne Theorie*. Vieweg+Teubner Verlag.
- [Buzug, 2008] Buzug, T. M. (2008). *Computed tomography: from photon statistics to modern cone-beam CT*. Springer.
- [Cappelli, 2004] Cappelli, R. (2004). Sfinge: an approach to synthetic fingerprint generation. In *International Workshop on Biometric Technologies (BT2004)* (pp. 147-154).
- [Castillo et al., 2009] Castillo, R., Castillo, E., Guerra, R., Johnson, V. E., McPhail, T., Garg, A. K., and Guerrero, T. (2009). A framework for evaluation of deformable image registration spatial accuracy using large landmark point sets. *Physics in medicine and biology*, 54(7):1849.
- [Due Trier and Jain, 1996] Due Trier, Ø. and Jain, A. K. (1996). Feature extraction methods for character recognition—a survey. *Pattern recognition*, 29(4):641–662.
- [Ehrhardt et al., 2010] Ehrhardt, J., Werner, R., Schmidt-Richberg, A., and Handels, H. (2010). Automatic landmark detection and non-linear landmark-and surface-based registration of lung ct images. *Medical Image Analysis for the Clinic-A Grand Challenge, MICCAI 2010*, pages 165–174.
- [Farina et al., 1999] Farina, A., Kovács-Vajna, Z. M., and Leone, A. (1999). Fingerprint minutiae extraction from skeletonized binary images. *Pattern recognition*, 32(5), 877-889.
- [Hadamard, 1902] Hadamard, J. (1902). Sur les problèmes aux dérivés partielles et leur signification physique. *Princeton University Bulletin*, 13:49–52.
- [Handels, 2009] Handels, H. (2009). *Medizinische Bildverarbeitung: Bildanalyse, Mustererkennung und Visualisierung für die computergestützte ärztliche Diagnostik und Therapie*. Springer-Verlag.
- [Handels, 2011] Handels, H. (2011). Medizinische Bild- und Signalverarbeitung. *Vorlesungsskript, Institut für Medizinische Informatik, Universität zu Lübeck*.
- [Henry, 1900] Henry, E. (1900). *Classification and Uses of Finger Prints*. George Routledge and Sons.
- [Hilditch, 1969] Hilditch, C. J. (1969). Linear skeletons from square cupboards. *Machine Intelligence*, 4:403–420.

- [Keall et al., 2005] Keall, P. J., Joshi, S., Vedam, S. S., Siebers, J. V., Kini, V. R., and Mohan, R. (2005). Four-dimensional radiotherapy planning for DM-LC-based respiratory motion tracking. *Medical physics*, 32(4):942–951.
- [Kong and Rosenfeld, 1989] Kong, T. and Rosenfeld, A. (1989). Digital topology: Introduction and survey. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 48(3):357 – 393.
- [Lam et al., 1992] Lam, L., Lee, S., and Suen, C. (1992). Thinning methodologies-a comprehensive survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(9):869–885.
- [Lee et al., 1994] Lee, T.-C., Kashyap, R. L., and Chu, C.-N. (1994). Building Skeleton Models via 3-D Medial Surface/Axis Thinning Algorithms. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 56(6):462–478.
- [Lobregt et al., 1980] Lobregt, S., Verbeek, P. W., and Groen, F. C. (1980). Three-dimensional skeletonization: principle and algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2(1):75–77.
- [Maio and Maltoni, 1997] Maio, D. and Maltoni, D. (1997). Direct gray-scale minutiae detection in fingerprints. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 19(1):27–40.
- [Maltoni et al., 2009] Maltoni, D., Maio, D., Jain, A. K., and Prabhakar, S. (2009). *Handbook of Fingerprint Recognition*. Springer Publishing Company, Incorporated, 2nd edition.
- [MATLAB-Dokumentation, 2014] MATLAB-Dokumentation (2014). <http://www.mathworks.de/de/help/images/ref/bwconncomp.html>; Aufruf am 11.11.2014.
- [McCabe, 2000] McCabe, R. (2000). Data format for the interchange of fingerprint, facial, scar mark & tattoo (smt) information. *American National Standard ANSI/NIST-ITL*.
- [Moayer and Fu, 1976] Moayer, B. and Fu, K.-S. (1976). A tree system approach for fingerprint pattern recognition. *IEEE Transactions on Computers*, 25(3), 262-274.
- [Modersitzki, 2004] Modersitzki, J. (2004). *Numerical Methods for Image Registration*. Oxford University Press.
- [Modersitzki, 2009] Modersitzki, J. (2009). *FAIR: Flexible Algorithms for Image Registration*. SIAM, Philadelphia.
- [Morgenthaler, 1980] Morgenthaler, D. G. (1980). Three-dimensional digital topology: The genus. Technical Report TR-980, Computer Vision Laboratory, Computer Science Center, University of Maryland.
- [Morgenthaler, 1981] Morgenthaler, D. G. (1981). *Three-dimensional simple points: serial erosion, parallel thinning, and skeletonization*. Technical Report TR-1005, Computer Vision Laboratory, Computer Science Center, University of Maryland.
- [Mukhopadhyay et al., 2013] Mukhopadhyay, J., Bhowmick, P., and Das, P. P. (2013). *Digital Geometry in Image Processing*, volume 5 of *IIT Kharagpur Research Monograph*. Chapman & Hall/CRC Press.
- [Murphy et al., 2011] Murphy, K., Van Ginneken, B., Reinhardt, J. M., Kabus, S., Ding, K., Deng, X., Cao, K., Du, K., Christensen, G. E., Garcia, V., et al. (2011). Evaluation of registration methods on thoracic CT: the EMPIRE10 challenge. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 30(11):1901–1920.
- [Naccache and Shinghal, 1984] Naccache, N. J. and Shinghal, R. (1984). An investigation into the skeletonization approach of hilditch. *Pattern Recognition*, 17(3):279 – 284.
- [Olesch, 2014] Olesch, J. (2014). *Bildregistrierung Für Die Navigierte Chirurgie: Spezialisierte Ansätze Zur Anwendung in der Navigierten Leberchirurgie*. Springer-Verlag.

- [Palágyi et al., 2001] Palágyi, K., Balogh, E., Kuba, A., Halmai, C., Erdöhelyi, B., Sorantin, E., and Hausegger, K. (2001). A sequential 3d thinning algorithm and its medical applications. In *Information Processing in Medical Imaging*, pages 409–415. Springer.
- [Robert-Koch-Institut, 2013] Robert-Koch-Institut, G. e. (2013). Krebs in Deutschland 2009/2010 (9. Ausgabe).
- [Rohr, 2001] Rohr, K. (2001). *Landmark-based image analysis: using geometric and intensity models*, volume 21. Springer.
- [Rutovitz, 1966] Rutovitz, D. (1966). Pattern recognition. *J. Roy. Stat. Soc.*, 129:504–530.
- [Sarrut et al., 2007] Sarrut, D., Delhay, S., Villard, P.-F., Boldea, V., Beuve, M., and Clarysse, P. (2007). A comparison framework for breathing motion estimation methods from 4-d imaging. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 26(12):1636–1648.
- [Schmidt, 2009] Schmidt, M. (2009). *Innere Medizin - Pneumologie (Duale Reihe)*. Stuttgart: Thieme.
- [Schmidt-Richberg et al., 2011] Schmidt-Richberg, A., Werner, R., Ehrhardt, J., Wolf, J.-C., and Handels, H. (2011). Landmark-driven parameter optimization for non-linear image registration. In *SPIE Medical Imaging*, pages 79620T–79620T. International Society for Optics and Photonics.
- [Schwarz and Köckler, 2011] Schwarz, H. R. and Köckler, N. (2011). *Numerische Mathematik*. Vieweg + Teubner.
- [Tsao and Fu, 1982] Tsao, Y. F. and Fu, K. S. (1982). A 3D parallel skeletonwise thinning algorithm. In *IEEE Conference on Pattern Recognition and Image Processing*, pages 678–683.
- [Villarreal, 2008] Villarreal, M. (2008). http://commons.wikimedia.org/w/index.php?title=File:Respiratory_system_complete_de.svg&oldid=47845462&uselang=de; Aufruf am 26.07.2014.
- [Werner et al., 2010] Werner, R., Wolf, J.-C., Ehrhardt, J., Schmidt-Richberg, A., and Handels, H. (2010). Automatische Landmarkendetektion und-übertragung zur Evaluation der Registrierung von thorakalen CT-Daten. In *Bildverarbeitung für die Medizin*, pages 31–35.
- [Xu et al., 2006] Xu, D. M., Gietema, H., de Koning, H., Vernhout, R., Nackaerts, K., Prokop, M., Weenink, C., Lammers, J.-W., Groen, H., Oudkerk, M., et al. (2006). Nodule management protocol of the NELSON randomised lung cancer screening trial. *Lung cancer*, 54(2):177–184.
- [Zhao and Tang, 2007] Zhao, F. and Tang, X. (2007). Preprocessing and postprocessing for skeleton-based fingerprint minutiae extraction. *Pattern Recognition*, 40(4), 1270-1281.