

Vollautomatische Segmentierung und Interpretation des arteriellen Blutgefäßbaums in CTA-Daten

Zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Ingenieurwissenschaften

von der Fakultät für Informatik
des Karlsruher Instituts für Technologie (KIT)

genehmigte

Dissertation

von

Thomas Beck

aus Kehl

Tag der mündlichen Prüfung: 26.06.2013

Erster Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Rüdiger Dillmann

Zweiter Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Bernhard Preim

Ich versichere hiermit, die vorliegende Dissertation selbstständig und ohne fremde Hilfe angefertigt zu haben. Die verwendeten Hilfsmittel und Quellen sind im Literaturverzeichnis vollständig angeführt.

Forchheim, den 28.04.2013

Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand in Kooperation zwischen dem Karlsruher Institut für Technologie (KIT) und Siemens Healthcare, Computed Tomography in Forchheim. Allen beteiligten Personen, die zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben, möchte ich an dieser Stelle meinen herzlichen Dank aussprechen.

Mein erster Dank gilt meinem Doktorvater, Herrn Prof. Dr.-Ing. Rüdiger Dillmann, für seine bereitwillige Unterstützung und sein Vertrauen, das er in mich gesetzt hat. Ebenso weiß ich die wissenschaftliche Freiheit die er mir gewährt hat sehr zu schätzen. Herrn Prof. Dr.-Ing. Bernhard Preim danke ich für die Übernahme des Korreferats und konstruktive Diskussionen für die Erzeugung der Oberflächennetze. Besonderer Dank gilt meinen Betreuern bei Siemens Computed Tomography in Forchheim Dr. Christina Biermann und Dr. Dominik Bernhardt für ihr großes Engagement bei der Unterstützung meiner Arbeit und ihr entgegengebrachtes Vertrauen.

Ein herzlicher Dank gebührt auch meinen ehemaligen Promotions-Kollegen in Forchheim Arne Militzer, Andreas Wimmer, Christian Godenschwager, Jan Egger, Jan Kretschmer, und Jens Kaftan. Neben vielen konstruktiven Diskussionen und gemeinsamem Forschen sind mir insbesondere die geselligen Abende beim monatlichen Poker-Open aber auch Rock Band in Erinnerung geblieben. Auch die regelmäßigen Ausflüge in die fränkische Schweiz zum Klettern, Wandern und Kajak fahren waren ein sehr angenehmer Bestandteil meiner Promotion, herzlichen Dank dafür an Katja, Arne, Verena, Konrad, Eva, Igor, Thomas K. und Nicole.

Bedanken möchte ich mich auch für die studentische Unterstützung bei der Realisierung meiner Arbeit stellvertretend bei Miriam Bauer, Reinhard Mertel und Martin Miethe. Christian Godenschwager gilt ein besonderer Dank für seine Beiträge zur Erzeugung des statistischen Modells und Registrierung der Gefäßmodelle.

Dem Team des Sekretariats, insbesondere Christine Brand, gilt ein besonderer Dank für die großartige Unterstützung bis hin zur Organisation des Promotionsverfahrens.

Meinen Eltern und meiner Freundin Melanie Denzel gilt schließlich mein herzlichster Dank für die uneingeschränkte Unterstützung und Geduld besonders während des Schreibens an den Abenden und Wochenenden der letzten Jahre.

Forchheim im April 2013

Thomas Beck

Inhaltsverzeichnis

1	Einführung	1
1.1	Zielsetzung und Beitrag der Arbeit	3
1.2	Aufbau der Arbeit	4
1.2.1	Entwurf des Systems	5
2	Grundlagen der Anatomie und computertomographischer Bildgebung .	7
2.1	Medizinische Grundlagen	7
2.1.1	Das kardiovaskuläre Gefäßsystem	8
	Anatomie des arteriellen Gefäßsystems	8
2.1.2	Krankhafte Gefäßveränderungen und deren Therapie	12
	Arteriosklerose	12
2.2	Medizinische Bildgebung	14
2.2.1	Bildakquisition	15
2.2.2	Computertomographie	15
	Angiographie	30
2.3	Zusammenfassung	32
3	Stand der Forschung	33
3.1	Segmentierung von Blutgefäßen	33
3.1.1	Filterbasierte Hervorhebung tubulärer Strukturen	34
	Filterbasierte Hervorhebung auf Grundlage des optischen Flusses	38
3.1.2	Modellbasierte Extraktion tubulärer Strukturen	39
	Direkte Verfahren	39
	Zweistufige Verfahren	42
3.2	Untersuchung von Blutgefäßverzweigungen	49
3.3	Modellierung von Blutgefäßbäumen	50
3.4	Detektion anatomischer Landmarken	54
3.4.1	Aktive Formmodelle und aktive Erscheinungsmodelle	54
3.4.2	Maschinelle Lernverfahren zur Detektion anatomischer Landmarken .	56
3.5	Zusammenfassung und Bewertung	58
4	Modellierung und Extraktion von Blutgefäßbäumen	61
4.1	Beschreibung des anatomischen Kontextes	61
4.1.1	Modellierung der Gefäßtopologie	62
4.1.2	Modellierung der Gefäßgeometrie	64

4.2	Segmentierung unverzweigter Gefäßabschnitte	67
4.2.1	Bestimmung der Gefäßmittellinie	67
4.2.2	Segmentierung der Gefäßwand	73
4.2.3	Extraktion patientenspezifischer, geometrischer Gefäßmodelle	75
5	Anatomische Wissensbasis	79
5.1	Anwendungsbereiche der anatomischen Wissensbasis	80
5.2	Beschreibung der anatomischen Wissensbasis	81
5.2.1	Multivariate Statistik	81
5.2.2	Distanzmaße	82
5.2.3	Multivariate Normalverteilung	86
5.3	Erzeugung der Wissensbasis aus patientenspezifischen Gefäßgeometrien	88
5.3.1	Landmarkenbasierte elastische Registrierung	88
	Thin-Plate Spline Registrierung	89
	Abschwächung der Interpolationsbedingung zur Berücksichtigung von Ortsunsicherheiten	91
	Isotrope Ortsunsicherheiten von Punktkorrespondenzen	92
	Übergang zu anisotropen Ortsunsicherheiten	92
5.3.2	Fusion und Konformität patientenspezifischer Gefäßgeometrien	95
5.4	Zusammenfassung	97
6	Landmarkendetektion	99
6.1	Analyse von Verzweigungsbereichen	99
6.2	Bestimmung optimaler Landmarkenpositionen durch ein Markow-Netzwerk	102
6.2.1	Die Landmarkendetektion als Zuordnungsproblem	103
6.2.2	Formulierung des Markow-Netzwerks	103
6.2.3	Inferenz im Markow-Netzwerk	106
6.2.4	Bestimmung der wahrscheinlichsten Landmarkenpositionen	109
6.3	Zusammenfassung	111
7	Analyse des Gefäßsystems	113
7.1	Erzeugung einer Oberflächenrepräsentation des Gefäßbaumes	113
7.1.1	Beschreibung des Algorithmus	115
7.1.2	Segmentweise Interpolation benachbarter Freiformkonturen	117
7.1.3	Erzeugung der globalen Indikatorfunktion und deren Nulldurchgänge	119
7.2	Erzeugung des <i>Octree</i> und adaptive Oberflächenerzeugung	123
7.2.1	Erzeugung des Oberflächennetzes auf Grundlage des <i>Octree</i>	125
7.3	Zusammenfassung	127
8	Ergebnisse und Diskussion	129
8.1	Verwendete Datensätze	129
8.1.1	Erzeugung von Referenzdaten	129
8.2	Automatische Extraktion des geometrischen Gefäßmodells	130
8.2.1	Detektion anatomischer Landmarken	130
8.2.2	Untersuchung von Gefäßverzweigungen	135
8.2.3	Bestimmung der Gefäßmittellinie	136
	Klinische Anwendungsfälle	136
8.3	Erzeugung des Oberflächennetzes	139
8.4	Zusammenfassung	141

9	Schlussbetrachtung	143
9.1	Zusammenfassung der Arbeit	143
9.2	Ausblick	144
A	Anhang	147
A.1	Test auf multivariate Normalverteilung	147
A.2	Modellierung der Gefäßtopologie	148
	Glossar medizinischer Fachbegriffe	153
	Verzeichnis verwendeter Symbole	156
	Abkürzungsverzeichnis	159
	Literaturverzeichnis	167

Einführung

Erkrankungen des kardiovaskulären Systems stellen die häufigste Todesursache in westlichen Ländern dar. Alleine in den USA ist im Jahr 2010 mit etwa 81,1 Millionen Amerikanern mehr als jeder Dritte von einer kardiovaskulären Erkrankung betroffen [Lloyd-Jones 10]. Auch in Deutschland zeigt sich ein ähnliches Bild. Im gleichen Jahr starben hier 352 000 Menschen an den Folgen einer Herz-Kreislauf-Erkrankung, was mehr als 41 % aller Todesfälle in der Bundesrepublik entspricht [Statistisches Bundesamt 11]. Die sehr hohen Fallzahlen haben zur Folge, dass die Kosten für Prävention, Behandlung, Rehabilitation und Pflege im Zusammenhang mit Herz-Kreislauf-Erkrankungen ebenfalls einen erheblichen Anteil von 50 % der gesamten Krankheitskosten darstellen. Im Jahr 2008 waren dies in Deutschland rund 37 Milliarden Euro [Statistisches Bundesamt 12]. Dabei ist wenig verwunderlich, dass mit zunehmendem Alter die Pro-Kopf-Kosten überproportional ansteigen. Mit fortschreitendem demographischem Wandel ist somit eine zunehmende Anspannung der Situation zu erwarten.

Diese Fakten zeigen sehr deutlich, dass die Diagnose und anschließende Planung der Behandlung von Gefäßerkrankungen eine klinische Routine darstellen und somit ein hoher Bedarf an effizienten Methoden zur Unterstützung des klinischen Ablaufs existiert. Die Verbesserungen der Mehrzeilen-Computer-Tomographie (MSCT) in den letzten Jahren ermöglicht eine zeitlich und räumlich hoch aufgelöste Darstellung kardiovaskulärer Strukturen. Zu den typischen Indikationen für CT-Angiographien¹ (CTA) zählen krankhafte Veränderungen des blutdurchflossenen Gefäßinnenraumes in Form von *Aneurysmen* (Erweiterung) beziehungsweise *Stenosen* (Verringerung) der *Aorta*, der Extremitätenarterien (Arterielle Verschlusskrankheit) sowie der hirnversorgenden Arterien. Damit hat sich in der klinischen Routine ein nichtinvasives bildgebendes Verfahren etabliert, mit dem in kurzer Zeit auch große Ausschnitte der menschlichen Anatomie dargestellt werden können. Allerdings steigt mit zunehmender Auflösung die Menge zu interpretierender Daten ebenfalls stark an, wodurch eine manuelle Auswertung der Daten erschwert wird. Daher ist es notwendig dem befundenden Arzt leistungsfähige Verfahren zur Verfügung zu stellen, die bei der Analyse der tomographischen Daten bestmöglich unterstützen.

¹ Darstellung der Blutgefäße mit Hilfe eine Computer-Tomographen durch Einsatz von Kontrastmittel.

Die verfügbaren Werkzeuge zur Unterstützung des klinischen Arbeitsablaufs bei der Analyse computertomographischer Angiographien weisen jedoch die folgenden deutlichen Einschränkungen auf:

Fehlender Automatisierungsgrad Der übliche Arbeitsablauf zur Untersuchung eines CTA-Datensatzes beinhaltet zu einem maßgeblichen Anteil manuelle Nutzerinteraktion. Nach einer ersten Durchsicht des Bildstapels setzt der Radiologe Start- und Endpunkt eines pathologischen Gefäßabschnittes fest, welches nachfolgend detaillierter untersucht werden soll. Anschließend wird die Gefäßmittellinie des Gefäßabschnittes berechnet und der korrespondierende Wandabschnitt segmentiert. Nach manueller Korrektur erfolgt die Bestimmung geometrischer Parameter an manuell definierten Positionen für eine quantitative Diagnose. Vollautomatische Algorithmen, die eine Segmentierung und Vorberechnung standardisierter Ansichten aller großen Arterien durchführen, würden zu einer deutlich effizienteren Gestaltung des Arbeitsablaufs führen. So könnte ein Algorithmus mit zusätzlicher anatomischer Kenntnis ausgestattet werden, die ihm erlaubt Gefäßabschnitte zu unterscheiden und somit eine Verknüpfung zu medizinischem Hintergrundwissen herzustellen. Dies würde den Grundstein für eine zukünftige, vollautomatische und gefäßspezifische Analyse des arteriellen Gefäßsystems legen. Die automatische Aufbereitung der Daten senkt die erforderliche Bearbeitungszeit eines Datensatzes, wodurch dem Radiologe mehr Zeit zur Interpretation der erzeugten Informationen zur Verfügung steht. Insbesondere durch steigenden Kostendruck im Gesundheitswesen ist dieser Gesichtspunkt von zunehmender Bedeutung.

Unzureichende Berücksichtigung der Anatomie Die eingesetzten, interaktiven Verfahren sind auf den universellen Einsatz ausgerichtet und verfügen nicht über ausreichendes Wissen der allgemeinen Anatomie. Sie sind meist nicht in der Lage einzelne Gefäßabschnitte zu unterscheiden beziehungsweise eine Verbindung zwischen dem Segmentierungsergebnis und verfügbarem medizinischem Wissen herzustellen. Insbesondere im Hinblick auf zukünftige automatisch durchgeführte Diagnoseschritte ist dies jedoch eine essentielle Voraussetzung.

Eingeschränkter Anwendungsbereich Die bereits verfügbaren automatisierten Verfahren beschränken sich auf kleine Ausschnitte des kardiovaskulären Systems, wie beispielsweise die Herzkranzgefäße oder die Halsschlagadern. Diese Insellösungen verfügen über sehr spezialisiertes anatomisches Wissen, wodurch sie in der Lage sind den betrachteten Ausschnitt detailliert zu betrachten. Allerdings schränkt die Spezialisierung auf einen dedizierten Ausschnitt das klinische Einsatzgebiet deutlich ein. Darüber hinaus wären Verfahren, die einen umfangreicheren Ausschnitt des menschlichen Gefäßsystems betrachten, in der Lage den anatomischen Kontext stärker für weiterführende Untersuchungen der Gefäßgeometrie zu berücksichtigen.

Einschränkung auf unverzweigte Abschnitte Durch fehlende Kenntnis des untersuchten Gefäßabschnittes besitzen interaktive Verfahren nicht über das Wissen vorhandener Gefäßverzweigungen. Bei modellbasierten Verfahren resultiert dies meist in der Modellannahme eines unverzweigten Gefäßabschnittes. Die offensichtliche Verletzung dieser Annahme im arteriellen Gefäßsystem führt zu Fehlern sowohl bei der Segmentierung des Gefäßabschnittes als auch bei der Berechnung der Gefäßgeometrie. Durch die anatomisch korrekte Behandlung kann eine Überschätzung des Gefäßdurchmessers in Verzweigungsbereichen vermieden werden. Ebenso ist eine Modellierung verzweigter Bereiche für

die weitere Verwendung des resultierenden geometrischen Modells beispielsweise in der Stent²-Simulation unerlässlich.

1.1 Zielsetzung und Beitrag der Arbeit

In dieser Arbeit werden vollautomatische Verfahren zur Analyse des kardiovaskulären Gefäßsystems entwickelt. Damit wird eine Vereinfachung des Arbeitsablaufs bei der Erstellung einer Diagnose erzielt und wichtige Grundlagen zur Planung eventuell erforderlicher Eingriffe gelegt. Die beschriebenen Verfahren zeichnen sich insbesondere durch eine vollautomatische Segmentierung und Parametrisierung des Gefäßbaums aus, wobei anatomisches Modellwissen eine entscheidende Rolle bei der Durchführung einnimmt. Die betrachteten Aspekte dieser Arbeit umfassen:

Modellierung des arteriellen Gefäßsystems Die Grundlage der vorliegenden Arbeit bildet die Beschreibung eines patientenspezifischen Blutgefäßbaums. Dieses Modell beschreibt einerseits die Geometrie des im Bildausschnitt enthaltenen Gefäßsystems, es ermöglicht andererseits aber auch die anatomische Identifizierung einzelner Gefäßabschnitte. Damit wird eine direkte Verknüpfung von medizinischem Wissen mit dem patientenspezifischen Modell ermöglicht, wovon sowohl der Segmentierungsprozess als auch die Interpretation der Segmentierungsergebnisse profitieren. Das Modell basiert auf einer Beschreibung der Gefäßtopologie auf Grundlage von vaskulären Landmarken in Verzweigungsbereichen und unverzweigten Gefäßabschnitten, die diese verbinden. Die Beschreibung der Gefäßgeometrie baut auf dem topologischen Modell auf und modelliert einzelne Gefäßabschnitte durch ihre Mittellinie und orthogonal dazu orientierte, planare Polygonzüge zur Beschreibung der Gefäßwand ([Beck 11a, Beck 11c]).

Erzeugung einer anatomischen Wissensbasis Aus einer Menge patientenspezifischer Modelle des arteriellen Gefäßsystems wird eine patientenübergreifende, statistische Modellierung des arteriellen Gefäßsystems erzeugt. Hierzu werden die individuellen Modelle durch zuvor detektierte, anatomische Landmarken registriert und anschließend fusioniert. Dadurch entsteht eine Wissensbasis, die statistische Aussagen über geometrische Parameter sowohl der vaskulären Landmarken als auch über jeden einzelnen Gefäßabschnitt ermöglicht. Diese Wissensbasis bildet ein zentrales Element zur vollautomatischen Segmentierung der großen Arterien und ermöglicht darüber hinaus Hinweise auf möglicherweise pathologisch deformierte Abschnitte der Gefäßgeometrie. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurde eine Studie zur Untersuchung von Durchmesser und Elastizität der *Aorta* in Abhängigkeit des Alters durchgeführt, mit der die anatomische Wissensbasis validiert werden konnte [Li 11, Beck 11a].

Segmentierung vaskulärer Strukturen Für die Erzeugung eines geometrischen Modells der großen Arterien werden ausgehend von vaskulären Landmarken, unverzweigte Gefäßabschnitte untersucht. Dabei wird in einem zweistufigen Verfahren zuerst die Gefäßmittellinie durch eine iterative, strahlenbasierte Ellipsoid-Anpassung bestimmt und darauf

² In das Blutgefäß eingebrachtes Gitter-Röhrchen zur Stützung der Gefäßwand und Verhinderung eines Verschlusses.

aufbauend durch ein Zylinderketten-Modell die Gefäßwand bestimmt. Aus dem Segmentierungsergebnis kann anschließend die geometrische Beschreibung des Gefäßabschnittes, wie zuvor in *Modellierung des arteriellen Gefäßsystems* beschrieben, extrahiert werden ([Beck 09a, Fritz 09, Beck 10b, Beck 11b]).

Vollautomatische Segmentierung der großen Arterien Die Realisierung eines vollautomatischen Systems zur Segmentierung des arteriellen Gefäßsystems erfordert zunächst eine Erkennung der im Bildstapel enthaltenen vaskulären Strukturen. Hierzu wird in der vorliegenden Arbeit ein Verfahren zur Detektion von Gefäßlandmarken auf der Grundlage der anatomischen Wissensbasis vorgestellt. Ein Wahrscheinlichkeitsnetz modelliert dabei das Gefäßsystem, wobei Knoten Gefäßlandmarken darstellen und Kanten Gefäßverbindungen entsprechen. Der Einsatz der anatomischen Wissensbasis ermöglicht eine Bewertung der Übereinstimmung von Bildmerkmalen mit der erwarteten Anatomie. Eine Bestimmung des wahrscheinlichsten Zustandes entspricht dann der Bestimmung optimaler Landmarkenpositionen. Die Kenntnis der Landmarkenpositionen und des topologischen Modells ermöglicht im Anschluss wie zuvor beschrieben die Segmentierung vaskulärer Strukturen und somit die Erzeugung des geometrischen Gefäßmodells ([Beck 09b, Beck 10a, Beck 10c, Brozio 12]).

Oberflächendarstellung eines geometrischen Gefäßmodells Nach Segmentierung der Gefäßstrukturen erfolgt die Erzeugung einer Oberflächendarstellung des geometrischen Gefäßmodells. Dabei wird ein glattes Oberflächennetz erzeugt, das keine Strukturen im Inneren von Verzweigungsbereichen enthält. Der Detailgrad lässt sich dabei durch einen einzelnen Güteparameter steuern und die Größe der Dreiecke richtet sich adaptiv nach der lokalen Krümmung der Oberfläche. Das Verfahren ist in der Lage verschiedene Abstraktionsgrade geometrischer Modelle von einfachen Zylinderketten bis hin zu aufwändigen Freiformkonturen zu verarbeiten. Somit kann es neben Anwendungen, in denen die präzise Gefäßgeometrie im Vordergrund steht, ebenfalls zur effizienten Veranschaulichung weit verzweigter Systeme beispielsweise des Leber-Gefäßsystems oder des Bronchialbaumes eingesetzt werden [Kretschmer 12].

1.2 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Arbeit unterteilt sich in zwei Teile, wobei in dem ersten Teil die medizinischen, technischen und mathematischen Grundlagen eingeführt werden, die für das Verständnis der eigenen Beiträge erforderlich sind. Ebenfalls werden der Stand der Forschung und nächste verwandte Arbeiten vorgestellt. Im zweiten Teil werden dann die einzelnen Bereiche des Gesamtsystems vorgestellt und in einer Evaluation validiert, bevor die Arbeit mit einer Zusammenfassung und einem Ausblick auf fortführende Arbeiten schließt.

Im Anschluss an diese Einleitung führt Kapitel 2 in den medizinischen Kontext 2.1 und verwendete Fachtermini ein, die in den folgenden Kapiteln verwendet werden. Diese Grundlagen werden durch die Prinzipien der medizinischen Bildgebung 2.2 ergänzt. In Kapitel 3 wird der aktuelle Stand der Forschung vorgestellt und auf verwandte Arbeiten eingegangen. Dabei wird im Detail auf die Segmentierung von Blutgefäßbäumen, die Detektion anatomischer Landmarken und die Registrierung von Gefäßmodellen eingegangen. Kapitel 4 beschreibt die Beiträge der Arbeit zur Segmentierung der Blutgefäße und deren geometrische Modellierung. Im anschließenden Kapitel 5 wird die Erzeugung der

anatomischen Wissensbasis auf Grundlage einer Menge patientenspezifischer Gefäßgeometrien vorgestellt. Diese Wissensbasis wird in Kapitel 6 zur Detektion von Gefäßlandmarken in CT-Bildern unter Berücksichtigung der Gefäßtopologie und dem anatomischen Kontext eingesetzt. Nach der Segmentierung des Gefäßsystems beschreibt Kapitel 7 das Verfahren zur Erzeugung einer Oberflächenbeschreibung, womit der Prozess der vollautomatischen Segmentierung und Interpretation der großen Arterien abgeschlossen ist. Im Anschluss daran enthält die Ausarbeitung in Kapitel 8 eine Evaluation der eigenen Beiträge und gibt in Kapitel 9 eine Zusammenfassung mit einem Ausblick auf weiterführende Arbeiten.

1.2.1 Entwurf des Systems

Das vorgestellte Verfahren ist, wie in Abbildung 1.1 dargestellt, als zweistufiges System entworfen. Der erste Abschnitt *Erstellung der anatomischen Wissensbasis* dient dazu, in einem interaktiven Prozess Erfahrungswissen mit Hilfe eines überwachten Lernverfahrens aufzubauen. Dies beinhaltet einerseits anatomische Kenntnis arterieller Gefäßstrukturen wie deren Position, Topologie und Geometrie. Darüber hinaus aber auch Erfahrungswissen über pathologische Veränderungen in Bezug auf eine veränderte Gefäßgeometrie und Abweichungen in der Topologie. Dieser Teil des Systems wird hauptsächlich in den Kapiteln 4 und 5 behandelt.

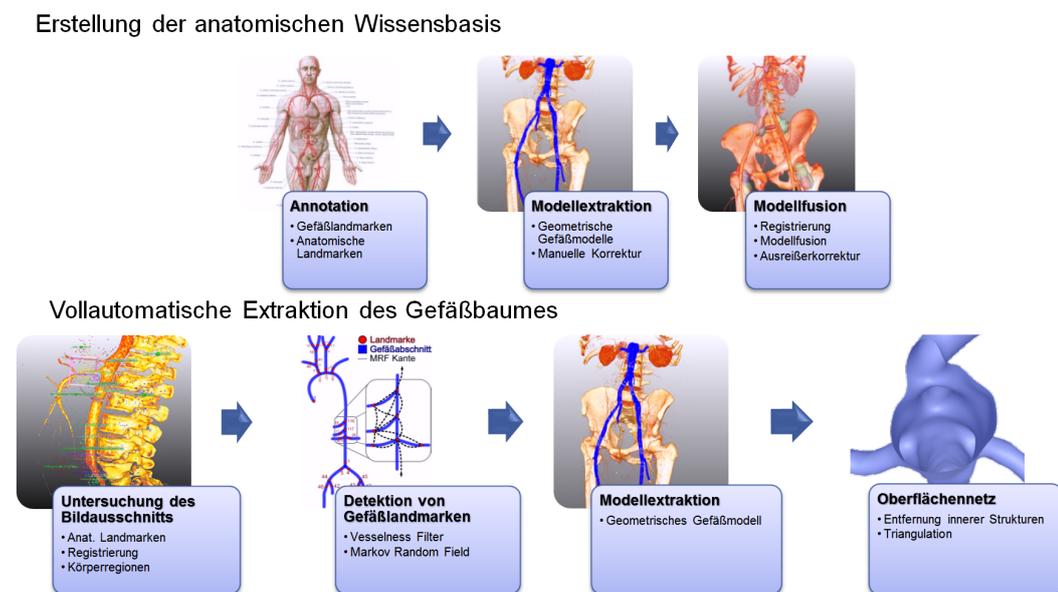


Abb. 1.1: Das System ist in zwei Abschnitte unterteilt. Die *Erstellung der anatomischen Wissensbasis* dient der interaktiven Erzeugung von Erfahrungswissen. Zur *vollautomatischen Extraktion des Gefäßbaumes* wird dieses Wissen zur Extraktion und Analyse des Gefäßsystems herangezogen.

Der zweite Teil des Systems behandelt die *vollautomatische Extraktion des Gefäßbaumes* und wird ohne Interaktion oder Initialisierung seitens des Nutzers ausgeführt. Dabei bildet die

Detektion von *Gefäßlandmarken* einen zentralen Schritt, da hiermit eine Orientierung relativ zu anatomischen Strukturen ermöglicht wird. Dieses in Kapitel 6 beschriebene Verfahren setzt die *anatomische Wissensbasis* zur Analyse anatomischer Strukturen und räumlicher Relationen ein. Mit Kenntnis *anatomischer Landmarken* erfolgt die exakte Bestimmung der Gefäßgeometrie und anschließend die Erzeugung eines Oberflächennetzes des gesamten Gefäßsystems wie in Kapitel 7 beschrieben.

Grundlagen der Anatomie und computertomographischer Bildgebung

Das nachfolgende Kapitel enthält Grundlagen, die für das Verständnis der vorgestellten Verfahren erforderlich sind. Dazu wird zunächst ein Überblick medizinischer Gesichtspunkte gegeben und neben der Anatomie auf häufig vorkommende krankhafte Veränderungen des kardiovaskulären Systems eingegangen. Im zweiten Teil wird die Computertomographie als bildgebendes Verfahren zur Darstellung des Herz-Kreislauf-Systems vorgestellt. Es werden die Bildeigenschaften mitsamt der Bildartefakte, die für eine anschließende computergestützte Analyse von wichtiger Bedeutung sind, beschrieben. Diese Einführung erhebt nicht den Anspruch einen vollständigen Einblick der Grundlagen zu geben, sondern soll vielmehr einen Überblick der zu beachtenden Rahmenbedingung und Anforderungen an die entwickelten Segmentierungs- und Modellierungsverfahren geben. Für einen Überblick verwendeter medizinischer Fachbegriffe und betrachteter Blutgefäße sei auf das medizinische Glossar A.2 verwiesen. Für das Verständnis zentrale Begriffe werden zusätzlich direkt im Text eingeführt.

2.1 Medizinische Grundlagen

Herz-Kreislauf-Erkrankungen gehören in vielen Industrienationen, darunter Deutschland und die USA, zu den Haupttodesursachen [Lloyd-Jones 10]. Durch die Häufigkeit und in Anbetracht der hohe entstehenden Kosten durch die Therapie zählen die Diagnostik und Behandlung kardiovaskulärer¹ Erkrankungen zu den kostenintensiven Bereichen der medizinischen Versorgung. Eine frühzeitig und verlässlich gestellte Diagnose kardiovaskulärer Pathologien² kann also nicht nur Leben retten, sondern ist auch unter wirtschaftlichen und gesellschaftlichen Gesichtspunkten erstrebenswert [Berlit 06].

In dem nachfolgenden Kapitel werden die erforderlichen medizinischen Grundlagen eingeführt, die für das Verständnis der in Kapitel 4, 5 und 6 vorgestellten Verfahren erforderlich sind. Es ist nicht möglich und auch nicht Anspruch dieses Kapitels eine vollständige Einführung in die Anatomie, Physiologie und Pathologien des kardiovaskulären Systems zu geben. Vielmehr werden einzelne Aspekte angesprochen, die für die Segmentierung und Modellierung des arteriellen Blutgefäßbaumes von entscheidender Bedeutung sind. In späteren Kapiteln wird hierauf Bezug genommen und der Zusammenhang dargelegt.

¹ Das Herz und das Blutgefäßsystem betreffend.

² griechisch *páthos* Leiden, Sucht und *logos* das Wort, Sinn oder Lehre.

2.1.1 Das kardiovaskuläre Gefäßsystem

Das kardiovaskuläre System erfüllt eine Vielzahl lebenswichtiger Aufgaben des Organismus wie die Versorgung aller Körperzellen mit für den Stoffwechsel erforderlichen Nährstoffen und Sauerstoff. Darüber hinaus sorgt er für einen stetigen Abtransport der bei den Stoffwechselfvorgängen anfallenden Abfallprodukte. Damit die Zellfunktionen aufrecht gehalten werden können ist somit ein leistungsfähiges Herz-Kreislauf-System erforderlich. Das Blut übernimmt die zentrale Funktion als Trägermedium des Blutkreislaufs. Es besteht zu ca. 90% aus Wasser, ca. 7% aus Eiweißen und darüber hinaus aus Nährstoffen (z. B. Zucker), Stoffwechselprodukten (z. B. Harnsäure), roten Blutkörperchen (*Erythrozyten*), weißen Blutkörperchen (*Leukozyten*), Blutplättchen (*Thrombozyten*) und weiteren Bestandteilen. Die Menge des im Blutkreislauf befindlichen Blutes eines erwachsenen Menschen richtet sich nach dem Körpergewicht und beträgt etwa 5 bis 7 Liter (etwa 70 bis 80 ml je kg Körpergewicht). Die roten Blutkörperchen sind maßgeblich an der Transportfunktion beteiligt, indem sie den Sauerstoff binden und ihn somit in die Zellen transportieren. Die weißen Blutkörperchen sind Teil des Immunsystems und tragen zur Abwehr von Krankheitserregern und körperfremden Strukturen bei. Die Blutplättchen spielen eine wichtige Rolle bei der Blutgerinnung, indem sie sich bei einer Verletzung des Blutgefäßes an das umliegende Gewebe oder andere Blutplättchen anheften und somit zu einem Wundverschluss führen. Zusätzlich setzen sie bei diesem Vorgang gerinnungsfördernde Stoffe frei.

Bei dem Aufbau des Blutkreislaufs wird zwischen zwei Teilsystemen unterschieden, dem größeren Körperkreislauf und dem Lungenkreislauf. Während aus der linken Herzhälfte das arterielle Blut in den Körper strömt und die Organe mit Sauerstoff und Nährstoffen versorgt, gelangt das sauerstoffarme Blut über die Venen zurück zur rechten Herzhälfte. Von dort aus wird es in die Lunge gepumpt und wieder mit Sauerstoff versorgt, um dann über die linke Herzkammer erneut in den Körper zu strömen. Die zum Herz führenden Blutgefäße werden als *Venen*³ bezeichnet und die vom Herz wegführenden Blutgefäße als *Arterien*⁴.

Anatomie des arteriellen Gefäßsystems

Die Wand von Blutgefäßen ist aus verschiedenen Schichten aufgebaut, die sich bei Venen und Arterien nur gering voneinander unterscheiden. Sie besteht aus drei Schichten, wobei sich deren Ausprägung abhängig von der Stelle des Gefäßes im Körper unterscheidet. So ist beispielsweise die Muskelschicht bei Arterien sehr viel stärker ausgeprägt als bei Venen.

Die Aufgaben der einzelnen Schichten lassen sich nach Beck [Beck 97] beschreiben durch:

- **Tunica intima**
Die Tunica intima ist die innerste Schicht des Gefäßes und besteht aus einer Endothelschicht aus flachen Zellen. Das Endothel unterliegt einer erheblichen mechanischen Beanspruchung durch das vorbei strömende Blut. Die Endothelzellen sind in der Lage Bestandteile des Blutes durch die Gefäßwand hindurch zu lassen wodurch für einen optimalen Stoff- und Gasaustausch zwischen Blut und Gefäßwand gesorgt wird.
- **Tunica media**
Die Tunica media ist die zweite Schicht der Gefäßwand, bestehend aus glatten Muskelzellen und ringförmig angeordneten, elastischen Fasern. Diese Schicht ist in der Lage, die

³ lateinisch *Vena* Abk. *V.*

⁴ griechisch *αρτηρια* *Arteria* Abk. *A.*

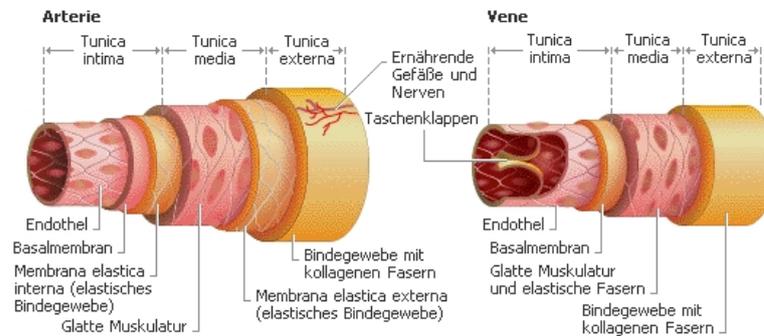


Abb. 2.1: Aufbau der Außenwand von Blutgefäßen. Sowohl Arterien wie auch Venen bestehen aus drei Schichten, wobei die Muskelschicht bei Arterien deutlich stärker ausgeprägt ist als bei Venen. Venen verfügen zusätzlich über Taschenklappen, die einen Rückstrom des Blutes verhindern (Abbildung aus [MSN 08]).

durch Puls und Blutdruck entstehende Spannung aufzunehmen und deren Form durch Muskelbewegungen daran anzupassen.

- **Tunica externa**

Die Tunica externa schließt das Gefäß nach außen ab und bildet ein Geflecht, das aus mehreren elastischen Kollagenfasernetzen besteht. Darüber hinaus werden Blutgefäße durch die Struktur der Tunica externa in der Umgebung verankert.

Im Unterschied zu den Arterien weisen Venen einen eher verwaschenen Aufbau auf, deren Stärke im Verhältnis zum mit Blut durchflossenen Lumen deutlich geringer ist. Durch die deutlich geringere Belastung der Gefäßwand durch einen niedrigeren Blutdruck ist die Muskelschicht der Venen lockerer und schraubenförmig geschichtet. An Stellen, an denen das Blut entgegen der Schwerkraft zurück zum Herzen transportiert werden muss, bildet die Tunica intima der Venen Falten. Diese gegenüberliegenden Ausstülpungen ragen lappen- oder zipfelförmig in das Lumen hinein und verhindern somit einen Rückstrom des Blutes. Hierdurch lassen sie normalerweise ausschließlich eine zum Herzen gerichtete Flussrichtung des Blutes zu.

Wie zuvor beschrieben teilt sich das Gefäßsystem in zwei Kreisläufe auf. Der Ausgangspunkt für den großen Körperkreislauf ist der linke Ventrikel⁵, von wo aus das Blut in die *Aorta* gelangt. Die *Aorta* verläuft aufsteigend in der *A. ascendens* und geht an der Stelle, in der sich die Luftröhre teilt in den Aortenbogen (*Arcus aortae*) über. An den Aortenbogen schließt sich die *A. descendens*, der absteigende Teil der *Aorta* an, die entlang der Wirbelsäule in Richtung des Beckens verläuft. Im Bereich des *Arcus aortae* entspringen mehrere große Arterien in dichter Folge. Der *Truncus brachiocephalicus* ist ein gemeinsamer Arterienstamm, der die rechte Kopfhälfte und den rechten Arm mit Blut versorgt. Nach wenigen Zentimetern zerteilt er sich in die *A. subclavia dextra* (die rechte Schlüsselbeinarterie) und die *A. carotis communis dextra*. Nach dem *Truncus brachiocephalicus* entspringt außerdem noch die *A. carotis sinistra* und die *A. subclavia sinistra*.

⁵ lat. *Ventriculus* "kleiner Bauch", Herzkammer

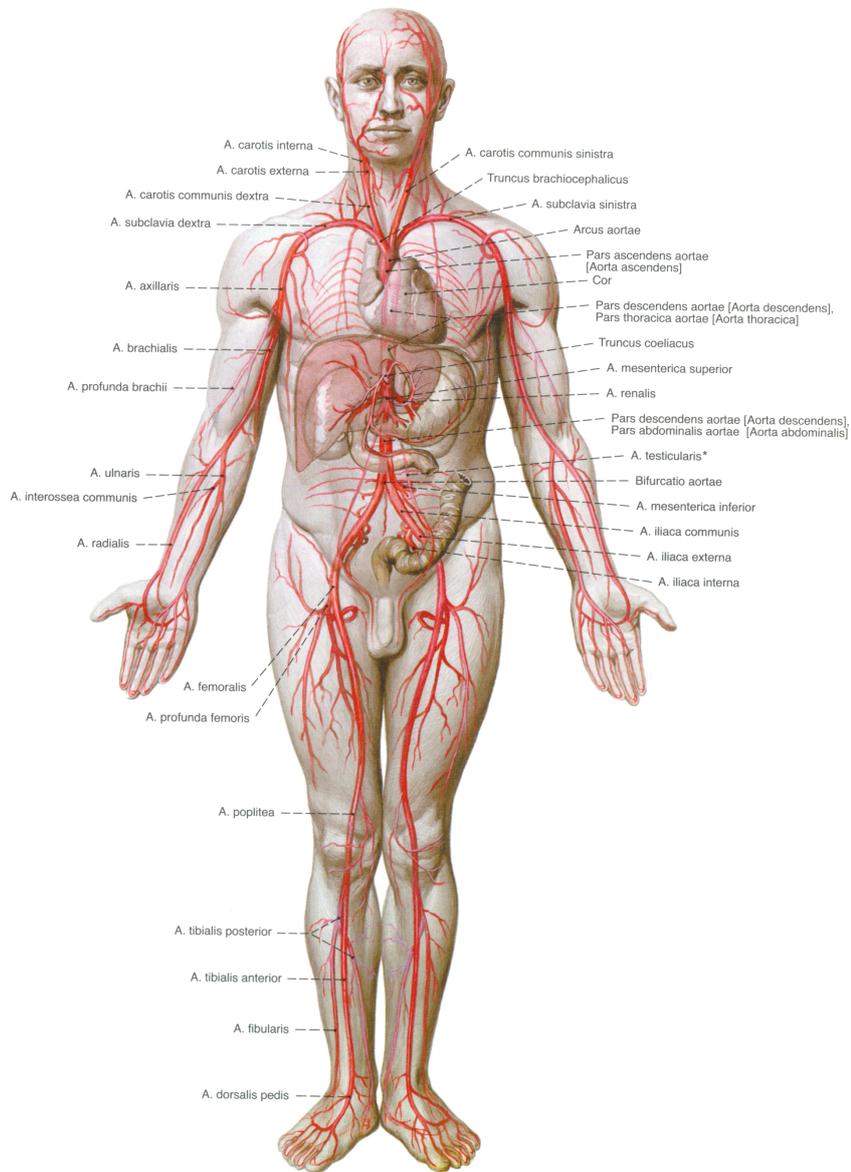


Abb. 2.2: Übersicht des arteriellen Gefäßbaums (Abbildungen aus *Sobotta, Atlas der Anatomie des Menschen* [Pabst 07]).

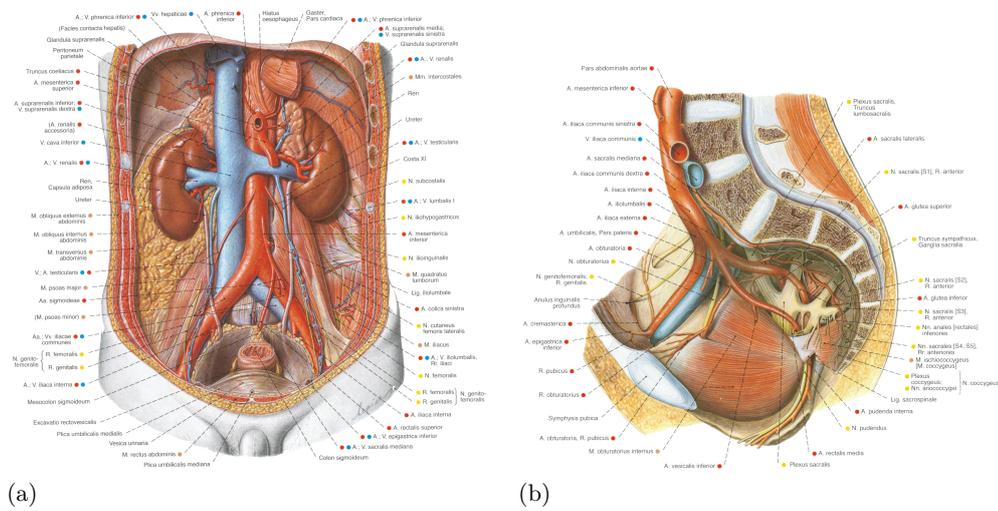


Abb. 2.3: Übersicht der großen, abzweigenden Blutgefäße des Abdomens und des Beckens (Abbildungen aus *Sobotta, Atlas der Anatomie des Menschen* [Pabst 07]).

Direkt nach Durchtritt durch das Zwerchfell zweigt der *Truncus coeliacus*, der über abzweigende Gefäße Milz, Leber und Magen versorgt. Kurz unterhalb des *Truncus coeliacus* zweigt von der *Aorta abdominalis* die *A. mesenterica superior* (obere Eingeweidearterie) ebenfalls ventral ab. Die *Ae. renales* bilden ein abzweigendes Gefäßpaar zur Versorgung der Nieren, das oberhalb der abzweigenden *A. mesenterica inferior* (unteren Eingeweidearterie) liegt.

Unterhalb der Abzweigung der *A. mesenterica inferior* gabelt sich die *Aorta* in die rechte und linke *A. iliaca communis*. Diese verzweigt sich auf beiden Seiten des Körpers in die *A. iliaca interna* beziehungsweise *A. iliaca externa*, die Organe und Gewebe des Beckens mit Blut versorgen. Die *A. iliaca externa* verläuft auf der Innenseite des Oberschenkels (*A. femoralis*) fußwärts. Unterhalb des Knies teilt sich das Gefäß in drei große Äste auf. Diese sind neben der *A. tibialis posterior* (hinteren Schienbeinschlagader) die *A. tibialis anterior* (vordere Schienbeinschlagader) und die *A. fibularis* (Wadenbeinschlagader).

Die Blutversorgung des Gehirns erfolgt durch spiegelbildlich angelegte Gefäße auf beiden Seiten des Körpers und wird durch die *A. carotis communis* und die *A. vertebralis* sichergestellt. Die *A. carotis communis* entspringt linksseitig direkt aus dem Aortenbogen und rechtsseitig geht sie aus dem *Truncus brachiocephalicus* hervor. Der gemeinsame Stamm teilt sich an der *Bifurcatio carotidis* (Karotidenverzweigung) auf. Hieraus entspringt die *A. carotis interna* (innere Halsschlagader), welche die Blutversorgung des Gehirns und des Auges sicherstellt. Darüber hinaus entspringt die *A. carotis externa* (äußere Halsschlagader), welche die oberen Halsorgane und das Gesicht mitsamt der Kopfhaut mit Blut versorgt. Die *A. vertebralis* (Wirbelarterie) entspringt im Bereich der Brusthöhle aus der *A. subclavia* und verläuft von dort in Richtung der Wirbelsäule. Ab dem 6. Halswirbel zieht sie durch ein Loch im Seitenfortsatz der Halswirbel schädelwärts.

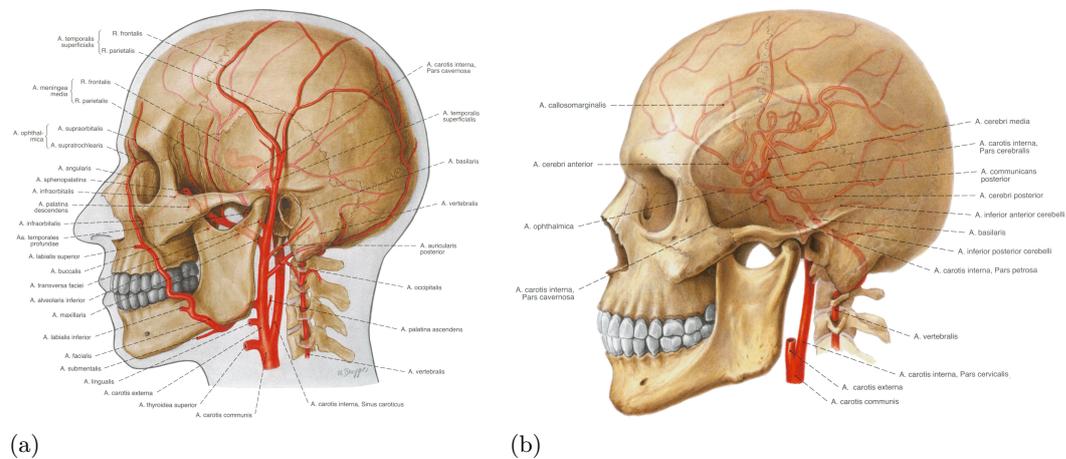


Abb. 2.4: Die *A. carotis externa* ist in Abbildung (a) dargestellt und Abbildung (b) zeigt den Verlauf der *A. carotis interna* (Abbildungen aus *Sobotta, Atlas der Anatomie des Menschen* [Pabst 07]).

2.1.2 Krankhafte Gefäßveränderungen und deren Therapie

Zerebrale⁶ Durchblutungsstörungen und die damit verbundene Unterbrechung der Sauerstoffzufuhr sind nach Vogl [Vogl 09] die häufigste Ursache für neurologische Ausfälle. Die folgenschwerste Erkrankung ist der Schlaganfall, der zu 85% durch eine zerebrale Blut-Unterversorgung des Hirngewebes verursacht wird. Damit ist diese Ursache 4-5 mal häufiger als blutungsbedingte Schlaganfälle [Pabst 07]. Die Unterversorgung betrifft zu 90% den Bereich der *A. carotis interna* und nur deutlich seltener kommt es durch einen Blutrückstau zu Komplikationen, der durch eine Behinderung des venösen Abflusses verursacht wird. Die Durchblutungsstörung der *A. carotis interna* wird meist durch einen thrombotischen Verschluss verursacht. Dabei werden abgelöste Blutgerinnsel, sogenannte *Thromben* aus dem Herzen mit dem Blutstrom mit geschwemmt und so in das Gehirn transportiert [Pabst 07]. Am häufigsten tritt diese Komplikation im Versorgungsgebiet der *A. cerebri media* auf, da an dieser Stelle der Gefäßradius gering ist und es somit leichter zu einem Verschluss des Gefäßes kommt. Das Auftreten arteriosklerotischer Erkrankungen ist keinesfalls gleichmäßig auf die vaskulären Strukturen verteilt. Wie in Abbildung 2.5 dargestellt, existieren mehrere Bereiche in denen bevorzugt pathologische Verringerungen des Gefäßdurchmessers auftreten.

Arteriosklerose

Als Arteriosklerose wird ein meist langsam verlaufender Prozess bezeichnet, der zu charakteristischen Veränderungen der Blutgefäße führt. Dabei findet eine zunehmende Ablagerung von Fett und Kalk an den Gefäßwänden statt, wodurch die Gefäße an Elastizität verlieren und sich das mit Blut durchflossene Lumen⁸ verringert. In der Anfangsphase treten bei den Patienten keine spürbaren Beschwerden auf, erst mit einer Zunahme der Engpässe behindert

⁶ lat. *cerebrum* das Gehirn

⁷ Stellen, an denen ein bestimmter Krankheitsprozess bevorzugt auftritt.

⁸ Gefäßinnenraum

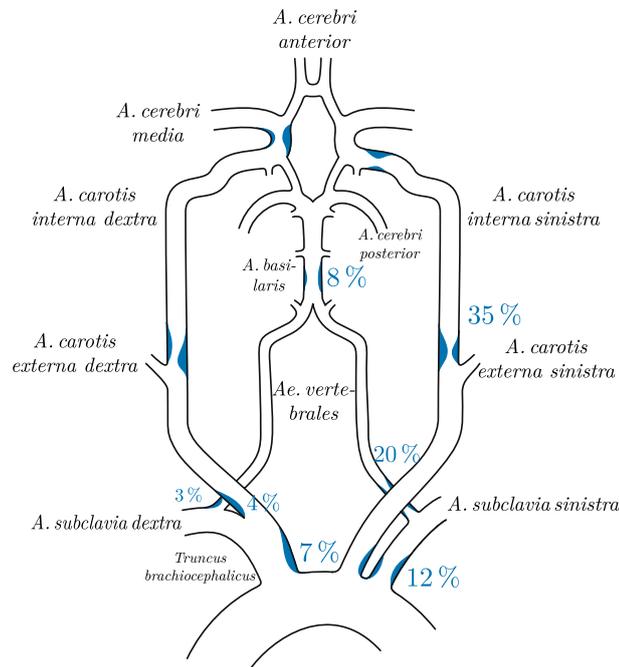


Abb. 2.5: Prädispositionsstellen⁷ arteriosklerotischer Erkrankungen im Bereich des Kopfes.

arteriosklerotischer Plaque den Blutfluss und unterbricht diesen im Extremfall ganz. Die Folgen davon können von kleineren Funktionsschwächen betroffener Gebiete bis hin zum Absterben großer Organbereiche reichen, wie beispielsweise bei einem Herzinfarkt oder einem Schlaganfall. Die genauen Folgen und das Ausmaß der Schädigungen ist hierbei abhängig davon, an welcher Stelle der Blutfluss eingeschränkt wird und wie groß das beeinträchtigte Gebiet ist.

Die Folge einer Arteriosklerose kann beispielsweise eine Embolie sein, die durch sich ablösende Plaque-Teile verursacht wird und zu einer Verstopfung von engeren Gefäßen an anderer Stelle des Blutkreislaufs führen kann. Außerdem besteht das Risiko einer sich bildenden Thrombose⁹ im arteriosklerotischen Gefäßbereich. Hierbei lagern sich bei der Blutgerinnung beteiligte Zellen an der Gefäßwand ab und setzen einen Gerinnungsprozess in Gang. Wie auch bei einer Embolie kann, abhängig von der Stelle des Gefäßverschlusses, ein Herzinfarkt beziehungsweise Schlaganfall die Folge sein oder auch andere Organe davon betroffen sein. Durch den verursachten Stabilitätsverlust in Folge einer Arteriosklerose kann es auch zu Aneurysmen¹⁰ kommen. Je nach Beteiligung der Schichten der Gefäßwand (siehe Abbildung 2.1) werden drei Typen von Aneurysmen unterschieden.

- **Aneurysma verum** betrifft alle drei Schichten (*Intima*, *Media* und *Adventitia*) und ist meist die Folge von Arteriosklerose.
- **Aneurysma spurium** wird durch einen Riss der inneren Schichten (*Intima* und *Media*) beispielsweise durch eine Verletzung hervorgerufen. Die Einblutung in die Gefäßwand kann durch umgebendes Gewebe beschränkt werden, wodurch eine Ruptur der Gefäßwand

⁹ Blutgerinnsel

¹⁰ Aussackung; Auswölbung der Gefäßwand

verzögert wird. Diese Aneurysmen-Art wird auch *Aneurysma falsum* genannt, da dieses "falsche" Aneurysma außerhalb der Gefäßwand entsteht.

- **Aneurysma dissecans** bezeichnet genau genommen kein Aneurysma, da die Gefäßwand nur unerheblich dilatiert. Stattdessen kommt es zu einer Dissektion¹¹ der Schichten in der Gefäßwand, wodurch es zu einem zweiten (Pseudo-)Lumen kommt durch das Blut strömt. Im Extremfall kann hierdurch ein Abklemmen des echten Lumens verursacht werden.

Meist sind Aneurysmen der Bauchaorta asymptomatisch und werden erst durch einen Zufallsbefund diagnostiziert. Bei zusätzlich erhöhtem Blutdruck steigt die Gefahr einer Ruptur¹², was zu einer starken Einblutung in das Abdomen und somit zu einem Verbluten des Patienten führt. Bei peripheren Aneurysmen liegt das Hauptaugenmerk nicht auf einer Ruptur, sondern der thrombotische bzw. embolische Verschluss des Gefäßes steht im Vordergrund. Als Aortenaneurysma wird ein Aneurysma der *Aorta* bezeichnet und es wird zwischen thorakalen Aneurysmen in Höhe des Brustkorbes und abdominalen Aneurysmen im Bauchraum unterschieden.

Arterielle Stenosen werden erst dann funktionell wirksam, wenn das verbleibende Restlumen einen bestimmten kritischen Wert unterschreitet. Der kritische Wert ist von mehreren Faktoren abhängig wie der lokalen Strömungsgeschwindigkeit des Blutes und dem peripheren Widerstand, aber auch von der Länge der Stenose. Damit der Blutdruck nach der Stenose um 20 mm Hg geringer ist als vor der Stenose, und somit eine klinische Relevanz vorliegt, muss der Gefäßquerschnitt im Falle der *Aorta* um 85 % verengt sein. Der gleiche Blutdruckverlust wird im Falle der *A. carotis interna* bereits bei 65 % und bei Herzkranzarterien bereits bei 30 % Reduktion des Gefäßquerschnitts verursacht [Hees 96]. Bei schweren Stenosen kann daraus eine Mangelversorgung des dahinter liegenden Gewebes, bis hin zu ischämischen Nekrosen¹³, resultieren.

Durch den erhöhten Sauerstoffbedarf der Gewebe und Organe bei Anstrengungen kann in manchen Fällen die Durchblutung in Ruhephasen noch ausreichend sein, wohingegen bei Belastung sofort eine Unterversorgung auftritt. Im Falle von Patienten mit peripheren arteriellen Durchblutungsstörungen kann sich dieses Phänomen äußern, wenn der Patient anfänglich noch normal geht, nach einer gewissen Zeit jedoch aufgrund der mangelnden Blutversorgung beginnt zu hinken.

2.2 Medizinische Bildgebung

Dieses Kapitel beschreibt das Verfahren der Computertomographie zur Bildakquisition, welches die Ausgangsbasis dieser Arbeit bildet. Für ein besseres Verständnis der vorgestellten Verfahren ist es von wichtiger Bedeutung, die Besonderheiten und Eigenschaften des verwendeten Bildmaterials zu kennen. Aus diesem Grund liegt der Anspruch dieses Kapitels nicht auf einer vollständigen Einführung in die Thematik der Computertomographie sondern vielmehr darin, einen Einblick in die Bildeigenschaften und damit verbundene Anforderungen an darauf aufbauende Verfahren zu geben. Für eine detaillierte Einführung in die Computertomographie sei an dieser Stelle auf die Standardwerke von Kalender [Kalender 00] und Buzug [Buzug 05, Buzug 08] verwiesen, die auch die Grundlage des nachfolgenden Kapitels bilden.

¹¹ Zerteilung

¹² lat. *ruptura* Zerreißung, Durchbruch

¹³ altgriechisch *is-chein* zurückhalten sowie *haima* Blut und griechisch *nekrosis* Absterben

2.2.1 Bildakquisition

Der menschliche Körper setzt sich aus einer Vielzahl verschiedener Gewebetypen, Flüssigkeiten und Knochenstrukturen zusammen. Diese unterscheiden sich einerseits in ihrer Funktionsweise auf biologischer Ebene aber auch bezüglich ihrer physikalischen Eigenschaften. Für die medizinische Bildakquisition gilt es, diese Eigenschaften zu messen und die generierten Zahlenwerte mit der zugehörigen räumlichen Zuordnung auf eine Farbskala abzubilden. Mit der so gewonnenen bildlichen Darstellung der menschlichen Anatomie kann der betrachtete Körperbereich untersucht werden.

Je nach physikalischer Größe, die der Bildgebung zugrunde liegt können existierende Verfahren unterschieden werden [Wesarg 07]

1. Untersuchung der Dichte und dem damit verbundenen Absorptionsverhalten ionisierender Strahlung.
2. Variation der chemisch-physikalischen Zusammensetzung und damit der Konzentration von chemischen Elementen.
3. Betrachtung der Elastizität und deren Beeinflussung der Reaktion auf mechanische Deformationen.
4. Messung der Konzentration radioaktiver Substanzen.

Zu der Klasse 1 sind auf Röntgenstrahlung basierende Verfahren zu zählen wie die Computertomographie, Röntgen und Angiographie, welche die Absorption von Photonen bei der Durchleuchtung messen. Die Zusammensetzung chemischer Elemente (Klasse 2) wird bei der Magnetresonanztomographie indirekt über magnetische Eigenschaften der untersuchten Probe analysiert. Zu der Klasse 3 werden Ultraschall-Verfahren gezählt, die auf der Messung der Reflexion und Absorption mechanischer Wellen basieren. Zu den Vertretern der Klasse 4 zählen die Positronen-Emissions-Tomographie (PET) sowie die Single-Photon-Emissionscomputertomographie (SPECT), bei denen die Konzentration eines zuvor injizierten Radiopharmakas¹⁴ im Gewebe gemessen wird. Hierdurch lassen sich biochemische und physiologische Funktionen darstellen.

2.2.2 Computertomographie

Die Computertomographie ist ein tomographisches Verfahren¹⁵, das auf der Abschwächung von Röntgenstrahlung basiert. Die notwendigen mathematischen Grundlagen für die Computertomographie in Form der Radon-Transformation wurden bereits 1917 von Johann Radon in seinem Aufsatz "Über die Bestimmung von Funktionen durch ihre Integralwerte längs gewisser Mannigfaltigkeiten" entwickelt [Radon 17]. Allan Cormack untersuchte in den frühen 1960er Jahren die Schwächung von Röntgenstrahlen im menschlichen Körper ohne Kenntnis der Arbeiten von Radon. Erst in den 1970er Jahren wurde das Verfahren der Computertomographie von Godfrey Hounsfield realisiert und bis zur klinischen Einsetzbarkeit weiterentwickelt. Im Jahr 1979 erhielten Cormack und Hounsfield für ihre Arbeiten gemeinsam den Nobelpreis für Medizin.

¹⁴ Mit radioaktiven Markern versetzte Substanz.

¹⁵ altgriechisch *τομή*, "tome", „Schnitt“ und *γράφειν*, "graphein", „schreiben“. Bildgebende Verfahren, die innere Strukturen in Form von Schnittbildern darstellen.

Röntgenstrahlung

Röntgenstrahlen sind elektromagnetische Wellen mit Wellenlängen im Bereich von $10^{-13} m$ bis $10^{-8} m$, die beim Eintritt stark beschleunigter Elektronen in Metall erzeugt werden. Die Energie der ausgesendeten Strahlen ist dabei abhängig von der Geschwindigkeit v der Elektronen, die von der Beschleunigung durch die Spannung U_B zwischen Kathode und Anode abhängt. Im Bereich der Computertomographie liegen typische Beschleunigungsspannungen U_B im Bereich von $70 kV$ bis $140 kV$. Zur Emission der Elektronen wird die Kathode auf etwa 2400 Kelvin erhitzt und der austretende Elektronenstrahl wird, wie in Abbildung 2.7a dargestellt, durch eine Ablenkspule (Wehneltzylinder) auf den Brennfleck des Anodentellers fokussiert. Beim Eintritt der Elektronen in das Anodenmaterial treten Wechselwirkungsprozesse mit den orbitalen Elektronen des Anodenmaterials auf, wodurch die eintretenden Elektronen abgebremst werden und Photonen freigesetzt werden. Durch die große Anzahl an Abbremsprozessen im Anodenmaterial entsteht ein kontinuierliches, sogenanntes Bremsspektrum. Dem kontinuierlichen Bremsspektrum ist ein Linienspektrum überlagert, das durch direktes Einwirken eines eintretenden, beschleunigten Elektrons mit Elektronen der inneren Hüllen des Anodenmaterials entsteht. Wird durch diesen Zusammenstoß ein Elektron aus dem Atom herausgeschlagen, so fallen Elektronen aus äußeren Schalen auf diesen Platz der inneren Schale zurück. Da Elektronen der inneren Schale i über eine geringere potentielle Energie E_{kin_i} als Elektronen der äußeren Schale j verfügen, wird durch dieses Ereignis ein Photon mit der Wellenlänge

$$\lambda = \frac{hc}{E_{kin_i} - E_{kin_j}} \quad (2.1)$$

freigesetzt, wobei h das Plancksche Wirkungsquantum¹⁶ und c die Lichtgeschwindigkeit in Vakuum¹⁷ bezeichnet. Die hierdurch entstehenden scharfen Linien im Röntgenspektrum sind charakteristisch für das eingesetzte Anodenmaterial. Als Anodenmaterial wird häufig Wolfram eingesetzt, da es sowohl über einen hohen Schmelzpunkt als auch eine hohe Umwandlungsrate elektrischer Energie in Röntgenstrahlen verfügt.

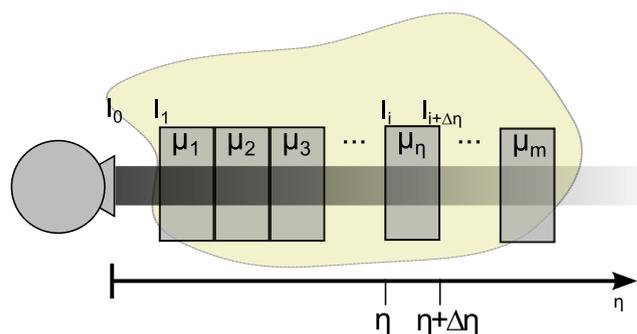


Abb. 2.6: Der ausgesendete Röntgenstrahl wird bei der Durchdringung von Materie abgeschwächt.

¹⁶ Das Plancksche Wirkungsquantum mit der Einheit Energie mal Zeit. $h = 6,626 \cdot 10^{-34} J s$

¹⁷ Lichtgeschwindigkeit in Vakuum. $c = 2,998 \cdot \frac{m}{s}$

Röntgenstrahlen können Materie durchdringen werden dabei aber abgeschwächt. Die Abschwächung hängt dabei stark von der Zusammensetzung der durchdrungenen Materie ab und wird im wesentlichen durch die Effekte der Absorption und der Streuung verursacht. Der Abschwächungsvorgang für die Durchdringung homogener Materie ist in Abbildung 2.6 veranschaulicht. Für die Intensität I des Strahl an Position $\eta + \Delta\eta$ gilt bei einem homogenen Schwächungskoeffizienten μ_η

$$I(\eta + \Delta\eta) = I(\eta) - \mu(\eta) I(\eta) \Delta\eta. \quad (2.2)$$

Bei der Durchdringung von Materie, für die stückweise konstante Schwächungskoeffizienten angenommen werden, kann die verbleibende Intensität des Röntgenstrahls daher als

$$\begin{aligned} I(m) &= I_0 (1 - \mu_1 \Delta\eta) (1 - \mu_2 \Delta\eta) \cdots (1 - \mu_i \Delta\eta) \cdots (1 - \mu_m \Delta\eta) \\ I(m) &\approx I_0 e^{\mu_1 \Delta\eta} e^{\mu_2 \Delta\eta} \dots e^{\mu_i \Delta\eta} \dots e^{\mu_m \Delta\eta} \end{aligned} \quad (2.3)$$

bestimmt werden. Für sehr kleine Intervalle $\Delta\eta$ können die Schwächungen in einzelnen Segmenten als Taylor-Entwicklung der Exponentialfunktion betrachtet werden, wodurch sich Gleichung 2.3 ergibt.

Für einen einzelnen nadelförmigen Strahl wird somit die resultierende Strahlung I in Abhängigkeit der emittierten Strahlung I_0 und den materialabhängigen Schwächungskoeffizienten μ entlang des Strahls detektiert. Gleichung 2.2 lässt sich durch Verwendung des Differentialquotienten in eine homogene Differentialgleichung ersten Grades überführen. Deren Lösung zur Bestimmung der verbleibenden Strahlintensität an Position η ist auch als Lambert-Beersches Absorptionsgesetz bekannt. Sie lautet

$$\begin{aligned} I(\eta) &= I_0 \cdot e^{-\int \mu(\eta) dl} \\ \ln\left(\frac{I_0}{I}\right) &= \int \mu(\eta) dl \end{aligned} \quad (2.4)$$

Die physikalischen Prozesse, die an der Abschwächung des Röntgenstrahls beteiligt sind setzen sich aus direkten und indirekten Effekten zusammen. Direkte Wechselwirkungen zwischen dem Röntgenstrahl und der Materie tritt beispielsweise dann auf, wenn das Röntgenquant wie zu Beginn von Abschnitt 2.2.2 beschrieben, vollständig von einem Atom absorbiert wird, ein Elektron aus der unteren Schale herausschlägt und das Atom hierdurch ionisiert wird (*Photoeffekt*). Wird nicht die gesamte Energie von dem Atom aufgenommen, sondern lediglich ein Teil der Energie absorbiert kommt es zum Compton-Effekt. Das Röntgenquant verliert einen Teil seiner Energie und wird durch den Effekt von seiner ursprünglichen Richtung abgelenkt. Bei energiereichen Quanten¹⁸ kann es zur Paarbildung kommen, wobei ein Elektron und ein Positron freigesetzt wird. Neben den direkten Wechselwirkungen tritt zusätzlich eine Abschwächung des Röntgenstrahl durch eine Beugung des Strahls auf, der sogenannten *Rayleigh-Streuung*, wodurch sich lediglich die Flugrichtung des Photons nicht jedoch dessen Energieniveau sich ändert. Der *Rayleigh-Effekt* tritt auf, wenn der Röntgenstrahl Teilchen passiert deren Durchmesser im Vergleich zur Wellenlänge des Strahls klein ist. Die Häufigkeit der zuvor genannten Prozesse hängt entscheidend von der durchdrungenen Materie und der Energie der Röntgenstrahlung ab. Im Falle von Wasser ist bei einer Beschleunigungsspannung von $U_B = 100 \text{ kV}$ der dominierende Effekt die *Compton-Streuung* [Dössel 00]. Für die medizinische Anwendung der Computertomographie ist diese Tatsache von entscheidender Bedeutung, da die

¹⁸ Energie des Röntgenquants $> 1 \text{ MeV}$

Streuung der Röntgenstrahlen beim Durchtritt durch den Körper diesen zu einer Quelle sekundärer, abgeschwächter Röntgenstrahlung werden lässt. Diese Streustrahlung wirkt sowohl auf im Körper liegende, angrenzende organische Strukturen als auch auf außerhalb des Körpers befindliche Objekte, was einen Schutz des medizinischen Personals erforderlich macht.

Da der Wirkungsgrad bei der Erzeugung von Röntgenstrahlen lediglich in der Größenordnung von 1 % liegt, ist ein aufwendiges System zur Kühlung des Brennflecks erforderlich. Hierzu wird eine Drehanode eingesetzt, wodurch der Brennfleck sich auf einer Kreisbahn bewegt um die thermische Belastung auf einer größeren Fläche zu verteilen. Bei neuartigen Drehkolbenröhren (wie in Abbildung 2.7 dargestellt) rotiert die gesamte Röhre und der Elektronenstrahl wird mit Hilfe eines Magnetfeldes auf den Brennfleck der Anode fokussiert. Die Anode ist hierbei Teil des Gehäuses, wodurch sie im Gegensatz zu bisherigen Konstruktionen direkt mit Öl gekühlt werden kann.

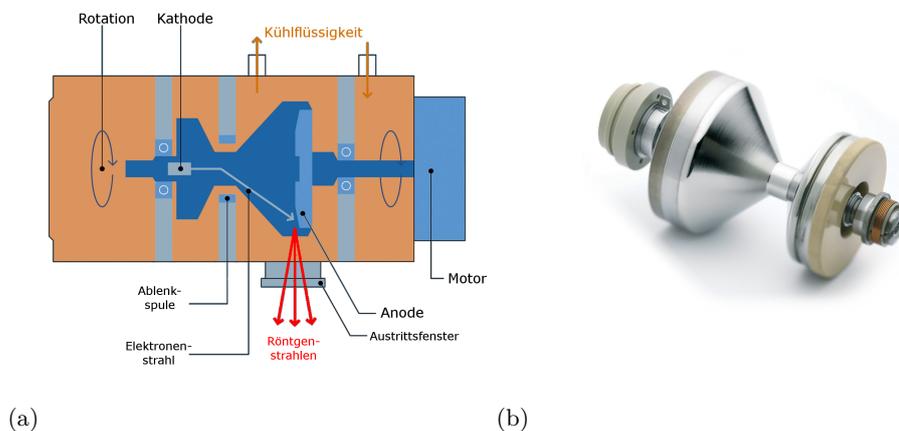


Abb. 2.7: Abbildung (a) stellt den schematischen Aufbau einer Röntgenröhre dar. Aus der erhitzten Kathode tritt ein Elektronenstrahl aus, der durch die Anodenspannung unter hoher Geschwindigkeit auf den rotierenden Anodenteller trifft, wodurch Röntgenstrahlen freigesetzt werden. In Abbildung (b) ist eine aktuell von Siemens eingesetzte *Straton* Röntgenröhre ohne das umgebende Kühlgehäuse dargestellt (Siemens-Pressebilder).

Detektion der Röntgenstrahlung

Die ausgesendeten Röntgenstrahlen müssen nach Durchquerung der Materie detektiert und die verbleibende Strahlungsintensität bestimmt werden um eine Rekonstruktion der passierten Materie zu ermöglichen. Für die quantitative Messung der Strahlintensität werden die zuvor in Abschnitt 2.2.2 beschriebenen Effekte ausgenutzt. Es erfolgt somit keine direkte Messung der Röntgenquanten sondern die indirekte Wechselwirkung mit Materie [Buzug 05].

Eine klassische Möglichkeit der Strahlungsdetektion stellen Gasdetektoren wie beispielsweise das Geiger-Müller-Zählrohr dar (2.8a), die auf der ionisierenden Wirkung der Röntgenquanten

basieren. In der Anwendung zur Detektion von Röntgenstrahlen in der Computertomographie befindet sich in der Ionisationskammer ein Edelgas unter hohem Druck, das durch Photonenbeschuss ionisiert wird. Typische CT-Detektoren verwenden Xenon bei einem Druck im Bereich von 10 bis 25 bar [Kalender 03]. Die metallischen Außenseiten werden an eine Gleichstromquelle angeschlossen und mit einer Zählerschaltung verbunden. Tritt nun ionisierende Strahlung in die Kammer ein, und somit Elektronen aus den Atomkernen des Gases geschlagen, werden diese in Richtung der Anode beschleunigt. Auf dem Weg zur Anode kollidieren diese mit weiteren Atomkernen, die ebenfalls ionisiert werden, wodurch es zu einer lawinenartigen Freisetzung von Elektronen und somit zu einem Stromfluss zwischen Anode und Kathode kommt. Dieser Stromfluss wird über einen hochohmigen Widerstand an der Anode gemessen.

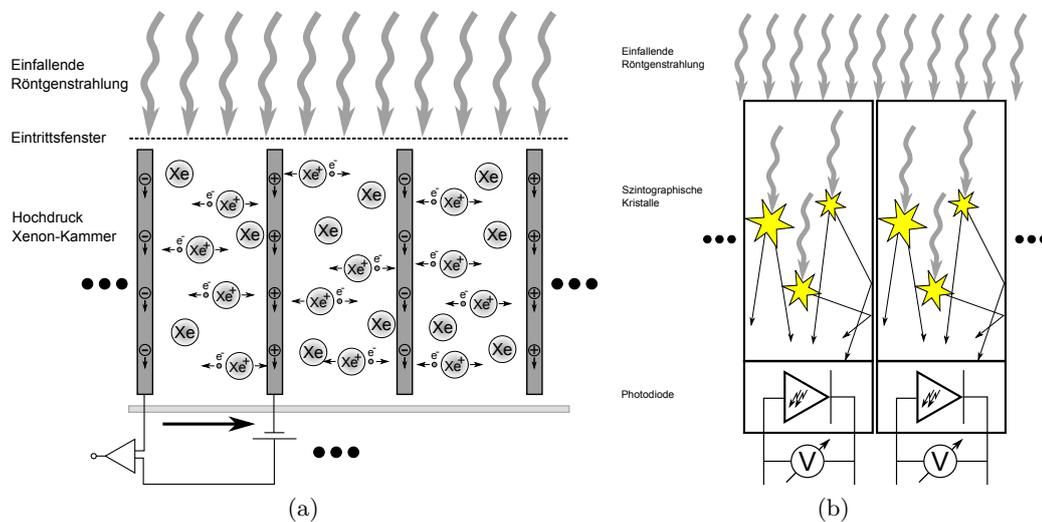


Abb. 2.8: Schematischer Aufbau eines Xenon Röntgendetektors und eines Röntgendetektors auf Basis szintillierender Kristalle.

Für moderne Computertomographen werden Szintillationsdetektoren¹⁹ eingesetzt (2.8b), bei denen einfallende Röntgenstrahlung mit Hilfe eines Kristalls in langwelliges Licht umgewandelt wird. Dieses Licht wird dann durch eine Photodiode detektiert und in ein elektrisches Signal umgewandelt. Für eine optimale Bildqualität sind physikalische Eigenschaften des Kristalls wie beispielsweise die Abklingzeit nach Eintreffen eines Röntgenquants aber auch die Effizienz bei der Umwandlung der Röntgenstrahlung in Licht entscheidend [Buzug 05]. Häufig eingesetzte Materialien zur Szintillation sind beispielsweise Cadmiumwolframat $CdWO_4$ oder Caesiumiodid CsI oder spezielle Keramiken, beispielsweise das von Siemens eingesetzte dotierte Gadolinium-Oxysulfid Gd_2O_2S [Brüning 08b, Sie 11b].

Eine weitere Möglichkeit der Detektion der Röntgenstrahlen wäre der Einsatz von Flächendetektoren. Jedoch verfügen diese im Niederkontrastbereich noch nicht über eine ausreichende Qualität im Vergleich zu dedizierten CT-Detektoren. Darüber hinaus stellt das Nachleuchten

¹⁹ Lat. *scintillare* funkeln, flackern. Material, welches beim Durchdringen energiereicher Photonen oder anderer geladener Teilchen angeregt wird und diese Energie in Form von Licht wieder freisetzt.

von Flächendetektoren eine Quelle von Bildartefakten dar, die derzeit für die sehr kurzen Aufnahmezeiten im Falle von CT Aufnahmen noch nicht gelöst werden kann [Kalender 03].

Bildrekonstruktion

Wie in den vorangegangenen Abschnitten beschrieben, kann die verbleibende Strahlintensität nach durchdringen eines Objektes detektiert werden. Durch gleichzeitige Bewegung der Röntgenquelle und des gegenüberliegenden Detektors können damit Schwächungsprofile erzeugt werden. In dem nachfolgenden Abschnitt werden die Grundzüge der Bildrekonstruktion beschrieben, die aus detektierten Schwächungsprofilen die lokale Verteilung der Schwächungskoeffizienten, und somit das gesuchte Signal im Objektraum, erzeugen können. Die Grundlagen des Verfahrens bilden die Arbeiten von Radon [Radon 17] und die nach ihm benannte *Radon-Transformation*.

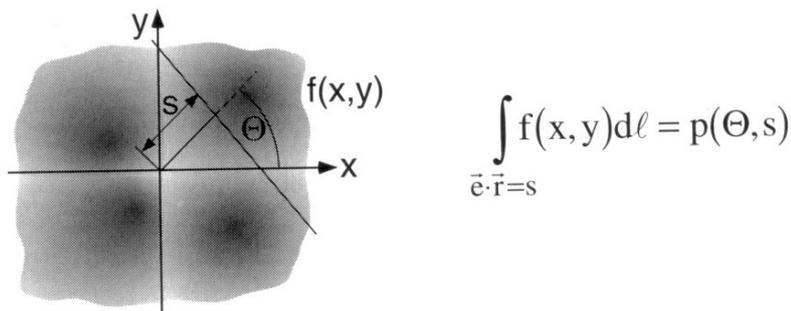


Abb. 2.9: Das Ordnungsschema für die Linienintegrale zur Anwendung der *Radon-Transformation* (Abbildung aus [Dössel 00]). Hierbei bezeichnet Θ den Winkel zwischen der Integrationslinie und der Normalen durch Null und \mathbf{e} den Einheitsvektor in Richtung Θ .

Bei der *Radon-Transformation* wird eine beliebige integrierbare Funktion $f(x, y)$ durch alle geraden Linienintegrale über dem Definitionsgebiet beschrieben [Dössel 00]. Wie in Abbildung 2.9 dargestellt erfolgt die Anwendung eines Ordnungsschemas, wodurch doppelte Vorkommen der Linienintegrale vermieden werden können. Für eine vollständige Beschreibung aller möglichen Linienintegrale $p(\Theta, s)$ werden lediglich die Wertebereiche für Drehwinkel Θ von $0^\circ - 180^\circ$ und für den Abstand vom Drehmittelpunkt s im Bereich von $s_{min} < s < s_{max}$ benötigt. Für einen konstanten Winkel Θ wird eine Funktion in Abhängigkeit des Abstandes zum Drehmittelpunkt als Projektion $p_\Theta(s)$ bezeichnet. Die Menge aller Projektionen und somit die Radon-Transformation der Bildfunktion $f(x, y)$ werden in ein $p(\Theta, s)$ -Diagramm eingetragen wie in Abbildung 2.10 dargestellt.

Die *Radon-Transformierte* entspricht genau der Information, die von dem Röntgendetektor eines Computertomographen bei einer halben Rotation um den Patienten erzeugt wird. Wie in Gleichung 2.4 beschrieben hängt die verbleibende Stärke eines ausgesendeten nadel-förmigen Röntgenstrahls bei Durchdringung der Materie von dem Linienintegral der Schwächungskoeffizienten entlang des Strahls ab. Ziel der Computertomographie ist es nun,

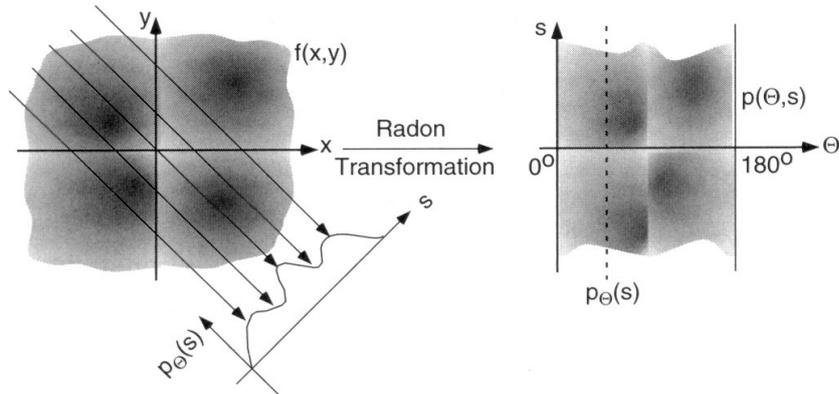


Abb. 2.10: Die Radon-Transformation (Abbildung aus [Dössel 00]).

die materialabhängigen Schwächungskoeffizienten $\mu(x, y)$ zu rekonstruieren. Für die Realisierung dieser Rekonstruktion in 2D steht eine Vielzahl von Verfahren zur Verfügung, wobei jedes Verfahren für ein spezielles Problem in der Praxis spezifische Vorteile aber auch Nachteile mit sich bringt. In dem Buch "Computed Tomography" von Buzug [Buzug 08] werden beispielsweise das *Layergram-Verfahren*, die inzwischen etablierte *gefilterte Rückprojektion*, und die inverse *Radon-Transformation* sowie algebraische Verfahren vorgestellt. Ebenfalls wird eine direkte Lösung des Gleichungssystems mit den materialspezifischen Schwächungskoeffizienten als Variablen durch die Singulärwertzerlegung betrachtet.

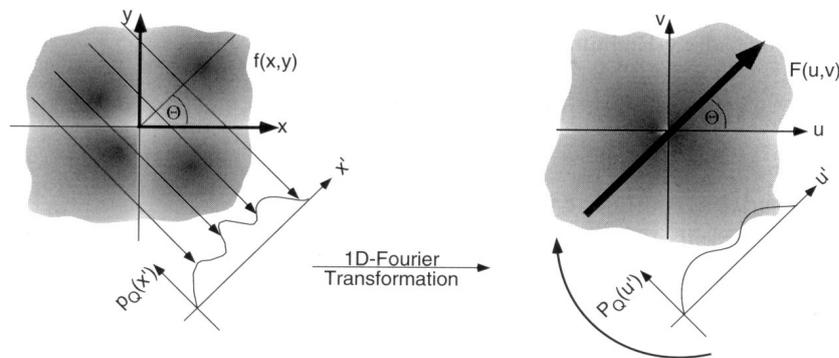


Abb. 2.11: Das *Fourier-Scheiben-Theorem* für beliebige Winkel θ (Abbildung aus [Dössel 00]).

Im Folgenden wird das Verfahren der *Fourier-Rekonstruktion* exemplarisch vorgestellt. Der Ablauf des Rekonstruktionsverfahrens, das auf dem *Fourier-Scheiben-Theorem* und einer zweidimensionalen inversen *Fouriertransformation* basiert. Das *Fourier-Scheiben-Theorem* besagt nach Dössel [Dössel 00], dass

Definition 1. Sei eine Funktion $f(x, y)$ gegeben und $\mathcal{F}(u, v)$ deren 2D-Fourier-Transformierte

$$f(x, y) \overset{2D-FT}{\bullet} \mathcal{F}(u, v)$$

Sei weiter $p_\Theta(s)$ eine Projektion von $f(x, y)$ und $P_\Theta(w)$ deren 1D-Fourier-Transformierte

$$p_\Theta(s) \overset{1D-FT}{\bullet} P_\Theta(w).$$

Dann beschreibt $P_\Theta(w)$ die Werte von $\mathcal{F}(u, v)$ auf einem Radialstrahl zum Winkel Θ .

Damit ergibt sich eine Möglichkeit aus der Radontransformierten $p(\Theta, s)$ eine Approximation der 2D-Fouriertransformierten der gesuchten Bildfunktion $f(x, y)$ durch Anwendung der 1D-Fouriertransformation für jede einzelne Projektion zu generieren. Hierzu werden die Fouriertransformierten Projektionen in dem zu Θ gehörigen Radialstrahl in die Funktion $\mathcal{F}(u, v)$ eingetragen. Vor Berechnung der materialspezifischen Schwächungskoeffizienten mit der inversen 2D-Fouriertransformation wird die Funktion $\mathcal{F}(u, v)$ nach Bedarf mit einer Filterfunktion multipliziert [Dössel 00]. Das vorgestellte Verfahren ist in Abbildung

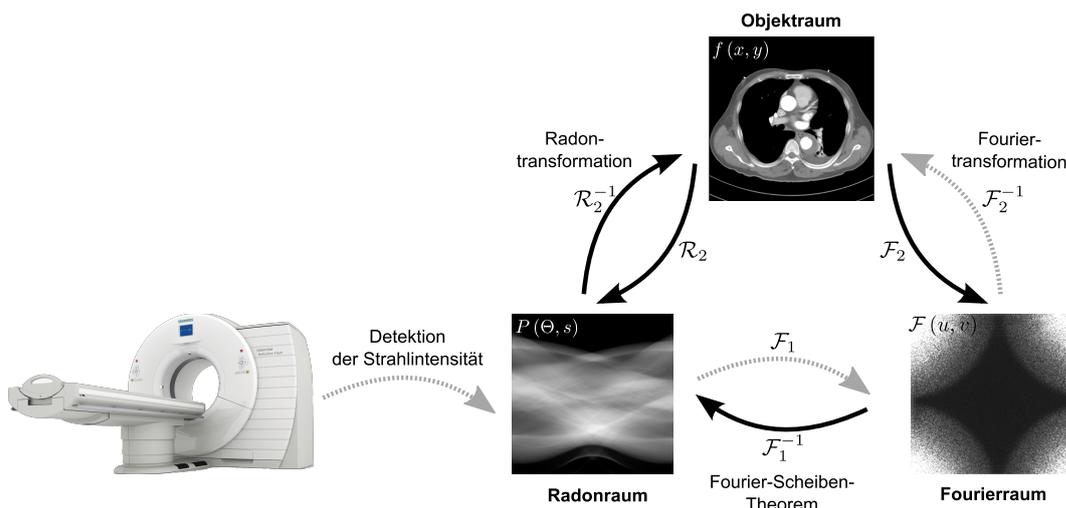


Abb. 2.12: Zusammenhänge zwischen dem Objektraum, dem Radonraum und dem Fourierraum. Aus der Radontransformierten $P(\Theta, s)$ kann die ursprüngliche Bildfunktion $f(x, y)$ rekonstruiert werden. Hierzu wird von allen Projektionen $p_\Theta(s)$ die 1D-Fouriertransformierte gebildet und diese auf dem zu Winkel Θ gehörenden Strahl in die Funktion $\mathcal{F}(u, v)$ eingetragen. Anschließend kann $f(x, y)$ durch eine inverse 2D-Fouriertransformation bestimmt werden.

2.12 als Übersicht veranschaulicht. Von dem Röntgendetektor wird die Strahlintensität J des nadelförmigen Röntgenstrahls nach Durchquerung des Objekts unter dem Winkel Θ detektiert und diese Rohdaten in den Radonraum $p(\Theta, s)$ eingetragen. Unter Anwendung des *Fourier-Scheiben-Theorems* wird die Funktion des Radonraums in den Fourierraum transformiert, von wo aus sie durch eine inverse 2D-Fouriertransformation in den Objektraum überführt wird und somit die lokalen Schwächungskoeffizienten $\mu(x, y)$ bestimmt werden.

Die ermittelten Schwächungskoeffizienten $\mu(x, y)$ werden nicht direkt für die Diagnose verwendet, sondern es erfolgt üblicherweise eine Umrechnung in die *Hounsfield-Skala* (Hounsfield-Unit = HU). Diese normiert den Schwächungskoeffizienten auf den Schwächungskoeffizienten von Wasser durch die folgende Vorschrift

$$HU - Wert = \frac{\mu - \mu_{Wasser}}{\mu_{Wasser}} \cdot 1000 [HU]. \quad (2.5)$$

Dadurch hat Wasser definitionsgemäß einen HU-Wert von 0 HU und Luft einen Wert von $-1000 HU$. Typische HU-Werte von Gewebearten im menschlichen Körper liegen im Bereich von $-1000 HU$ bis $+2000 HU$ wie in der nachfolgenden Übersicht gezeigt.

Gewebeart	HU
Luft	-1000
Wasser	0
Lunge	-950 – -550
Fett	-100 – -80
Niere	20 – 40
Bauchspeicheldrüse	30 – 50
Leber	50 – 70
Knochen	50 – 1500
Blut (ohne Kontrastmittel)	50 – 60
Blut (mit Kontrastmittel)	150 – 550

Tabelle 2.1: Röntgenschwächungskoeffizienten von Geweben im menschlichen Körper in [HU] nach Kalender [Kalender 00].

Artefakte der CT-Bildgebung

Bei der computertomographischen Bildgebung kommt es zu Bildartefakten²⁰, die starken Einfluss auf die Abbildung organischer Strukturen in den medizinischen Bilddaten haben und somit von starkem Interesse sowohl für die Diagnose als auch für die Analyse der CT-Bilder durch computergestützte Verfahren sind. Die Artefakte entstehen entweder durch das angewandte Rekonstruktionsverfahren oder durch Fehler bei der Messwerterfassung [Buzug 05]. Insbesondere im Fall der heute üblichen gefilterten Rücktransformation ist eine Kenntnis der Entstehung von Artefakten sowie deren Erscheinung grundlegend, da bei diesem Verfahren Artefakte über das gesamte Bild verschmiert werden und somit den diagnostischen Nutzen des Bildes entscheidend beeinträchtigen können. Beispielfhaft werden in dem nachfolgenden Abschnitt einige 2D-Bildartefakte vorgestellt und deren Ursache erläutert.

- **Partialvolumenartefakte** entstehen an scharfen Kanten der Materialschwächungskoeffizienten $\mu(\eta)$ entlang eines nadelförmigen Röntgenstrahls. In diesem Fall äußert sich die begrenzte Auflösung des Detektorsystems wenn die Materialkante nicht exakt auf dem Übergang eines Detektorelements zum nächsten liegt. Das Mischgewebe innerhalb der Detektorbreite wird durch den Detektor linear gemittelt erfasst, wodurch es zu einer

²⁰ Artefakte bezeichnen Erscheinungen im Bild, die von der Realität abweichen.

Verwischung der Materialgrenze kommt. Einerseits kann durch eine Verringerung der Detektorbreite der Einfluss dieses Effekts reduziert werden, jedoch liegt die Ursache dieses Effekts in der Logarithmierung der Intensitätswerte in Formel 2.4. Daraus ergibt sich für die detektierte Röntgenintensität $p(\eta)$ am Detektor in Abhängigkeit der emittierten Röntgenintensität I_0

$$p(\eta) = \ln \left(\frac{I_0}{I} \right) \tag{2.6}$$

$$= \int \mu(\eta) dl. \tag{2.7}$$

Im betrachteten Fall der Kante der Schwächungskoeffizienten des durchdrungen Materials

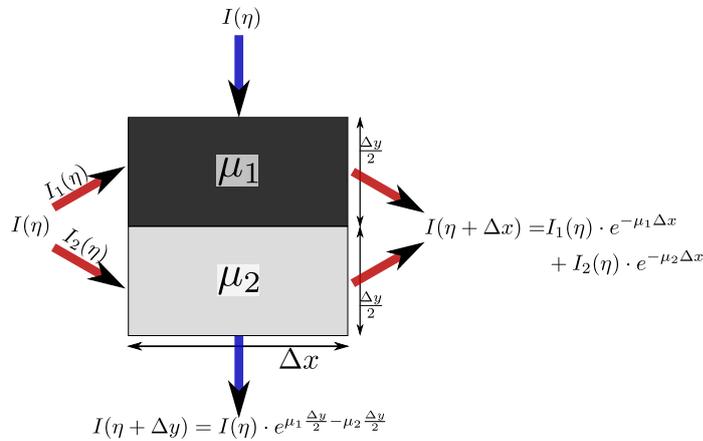


Abb. 2.13: Die Ursache des Partialvolumenartefaktes liegt in der richtungsabhängigen Abschwächung der ausgesendeten Röntgenstrahlen insbesondere an harten Übergängen zwischen schwach und stark absorbierender Materie. Durch die Anwendung der gefilterten Rückprojektion äußert sich dieser Effekt durch Streifenbildung in den rekonstruierten Schichtbildern.

zwischen zwei unterschiedlichen Komponenten zusammen, ergibt sich die Problematik, dass die Linearität des Projektionsintegrals durch die Logarithmierung nicht erfüllt ist. Wie in Abbildung 2.13 dargestellt ist dieser Effekt darüber hinaus richtungsabhängig und es gilt

$$I(\eta) \cdot e^{\mu_1 \frac{\Delta y}{2} - \mu_2 \frac{\Delta y}{2}} \neq I_1(\eta) \cdot e^{-\mu_1 \Delta x} + I_2(\eta) \cdot e^{-\mu_2 \Delta x}. \tag{2.8}$$

Dies führt zu einer Unterschätzung des Schwächungskoeffizienten, was zu einer Streifenbildung im rekonstruierten Bild führt, da erhöhte Werte durch Projektionen anderer Richtungen nicht wieder vollständig korrigiert werden können [Buzug 05].

- **Strahlauhärtungs-Artefakte** Die freigesetzte Röntgenstrahlung durch Abbremsen des Elektronenstrahls an der Anode ist keine monochromatische Strahlung, sondern sie setzt sich aus einem relativ breiten Spektrum zusammen, welches charakteristisch für das eingesetzte Anodenmaterial ist [Buzug 05]. Die Wechselwirkungen der Röntgenstrahlung hängt von der durchdrungenen Materie aber auch von der Wellenlänge ab. Die hierdurch verursachten Wechselwirkungen wurden zu Beginn von Abschnitt 2.2.2 besprochen. In

Gleichung 2.4 wurde die verbleibende Intensität eines nadelförmigen Röntgenstrahls nach Durchdringung der Materie als Funktion der ortsabhängigen Schwächungskoeffizienten $\mu(\eta)$ angegeben. Diese Sichtweise ist eine Vereinfachung, da die Strahlintensität I_0 nicht monochromatisch sondern abhängig von dem Energieniveau E ist. Nach Buzug

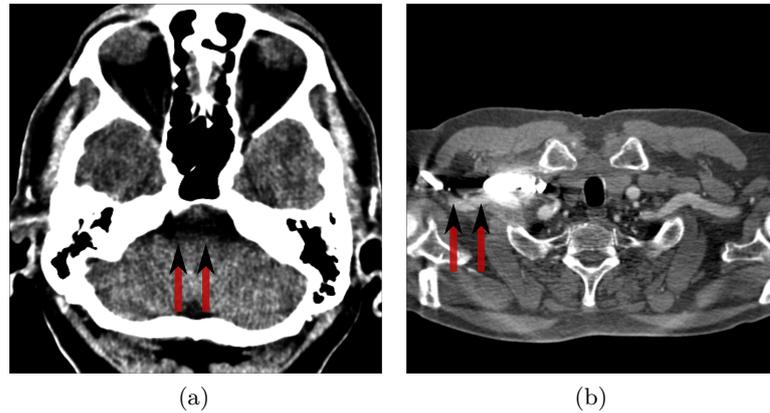


Abb. 2.14: Bei der Durchdringung stark absorbierender Materie werden niederenergetische Anteile stärker absorbiert wodurch sich das Spektrum des Röntgenstrahls verschiebt. Diese Aufhärtungsartefakte treten beispielsweise bei Durchdringung der dicker Knochen in der Schädelbasis (a) oder bei stark konzentriertem Kontrastmittel (b) auf und äußern sich aufgrund des Rekonstruktionsverfahrens in streifenförmigen Bildfehlern die sich über das gesamte Bild ausbreiten.

[Buzug 08] gilt für die tatsächliche Schwächung der Strahlungsleistung der emittierten Röntgenstrahlung I_0

$$I_0 = \int_0^{E_{max}} I_0(E) dE \quad (2.9)$$

$$p(\eta) = -\ln \left(\frac{1}{I(\eta)} \int_0^{E_{max}} I_0(E) e^{-\int_0^\eta \mu(\eta, E) d\eta} dE \right). \quad (2.10)$$

In diesem nichtlinearen Zusammenhang zwischen den Materialschwächungskoeffizienten $\mu(\eta)$ und dem detektierten Messwert der Projektion p liegt der Effekt des Aufhärtungsartefakts begründet. Das breitbandige Spektrum der emittierten Röntgenstrahlung verändert sich bei der Durchschreitung von Materie, weil niederenergetische "weiche" Anteile stärker absorbiert werden als höherenergetische "harte" Anteile des Spektrums. Daher spricht man bei diesem Bildfehler von Aufhärtungsartefakten. Analog zu dem Teilvolumenartefakt ist die Inkonsistenz der Projektionen unterschiedlicher Projektionsrichtungen ausschlaggebend, die bei der Rekonstruktion nicht korrekt ergänzt werden können [Buzug 05].

Zur Abschwächung des beschriebenen Effektes kann das eingesetzte Röntgenspektrum so verändert werden, dass stark beeinflusste niederenergetische Anteile nicht darin enthalten sind. Hierfür werden beispielsweise Kupfer-Vorfilter eingesetzt (siehe Austrittsfenster der Röntgenröhre in Abbildung 2.7), die den niederenergetischen Anteil im Spektrum

abschneiden [Dössel 00]. Eine Alternative hierzu wäre die Verwendung monochromatischer Röntgenstrahlung mit der sich artefaktfreie Bilder rekonstruieren lassen.

- **Metallartefakte** Befinden sich Materialien mit einem sehr hohen materialspezifischen Schwächungskoeffizienten in dem zu untersuchenden Objekt, so ergeben sich sehr stark ausgeprägte streifenförmige Artefakte, die sich über das gesamte Bild ausbreiten. Häufig ist dies bei Zahnfüllungen aus Amalgam oder metallischen Implantaten der Fall. Der Röntgenstrahl wird bei Durchschreitung dieser Materialien fast vollständig absorbiert, wodurch diese Bilder häufig diagnostisch unbrauchbar werden. Wie bereits bei den zuvor beschriebenen Artefakten kommt es zu Inkonsistenzen auf den Projektionslinien die bei der Rekonstruktion nicht vollständig durch andere Projektionsrichtungen kompensiert werden können. In den Schichtbildern äußern sich Metallartefakte durch helle Linien, die strahlenförmig von dem Metall ausgehen.

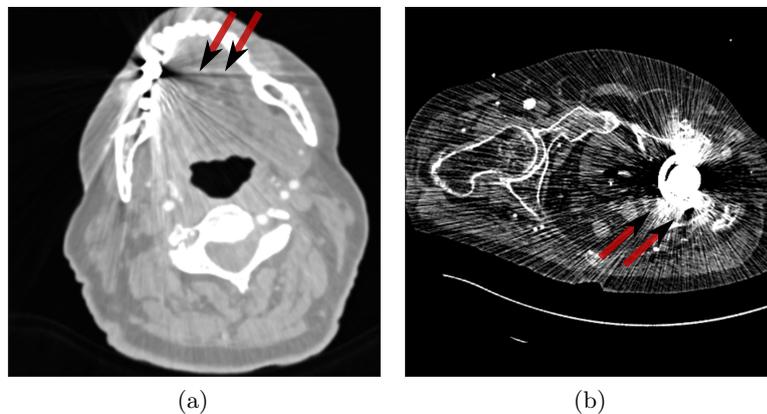


Abb. 2.15: Metallische Implantate absorbieren Röntgenstrahlen fast vollständig und verursachen ausgeprägte Streifenbildung. Bei Zahnimplantaten (a) werden hierdurch einzelne Schichten unbrauchbar, wohingegen größere Implantate starken Einfluss auf umfangreiche Bildbereiche haben (b).

- **Bewegungsartefakte** Bei der praktischen Anwendung der Computertomographie zur Erzeugung medizinischer Bilddaten ergibt sich ein zusätzliches Problem durch zeitliche Veränderung der Datengrundlage in Folge von Patientenbewegungen. Die Ursache hierfür sind vielfältig, so führt beispielsweise die Tischbewegung zu einer gezielten Veränderung der Datengrundlage. Ebenfalls wird durch die Gabe von Kontrastmittel bewusst eine zeitliche Komponente erzeugt, die es ermöglicht den zeitlichen Verlauf der räumlichen Verteilung des Schwächungskoeffizienten auszuwerten, beispielsweise zur Beurteilung minder perfundierter Bereiche²¹. Darüber hinaus beeinflussen unerwünschte Bewegungen wie der Projektionsdaten und somit die Bildqualität der Rekonstruktionen.

²¹ Unzureichend durchblutete Bereiche beispielsweise infolge eines Herzinfarktes oder eines Schlaganfalls.

Aufbau eines modernen Computertomographen

Die zuvor beschriebenen Grundlagen der Röntgenstrahlung und der Rekonstruktion bilden die Voraussetzungen für den Aufbau moderner Computertomographen. Allerdings beschreiben die bisherigen Methoden lediglich die Erzeugung eines einzelnen 2D-Schichtbildes des menschlichen Körpers. Zur Generierung eines 3D-Volumens wäre es somit notwendig den Körper iterativ zu verschieben und jeweils ein Schichtbild zu erzeugen. Dieser Ansatz ist sehr zeitaufwändig und anfällig gegenüber Bewegungsartefakten. Eine erhebliche Verbesserung dieses sequentiellen Ansatzes in Form der kontinuierlichen Spiral-CT wurde von W. A. Kalender zu Beginn der 90er Jahre entwickelt und auf der RSNA²² präsentiert [Kalender 90]. Hierbei wird der Patient auf einem Tisch in z-Richtung verschoben während Röntgenquelle und Detektor gleichmäßig rotieren. Dadurch werden keine diskreten 2D-Schichten erzeugt, sondern die Projektionen liegen auf einer Spiralforn wie in Abbildung 2.16 dargestellt. Für

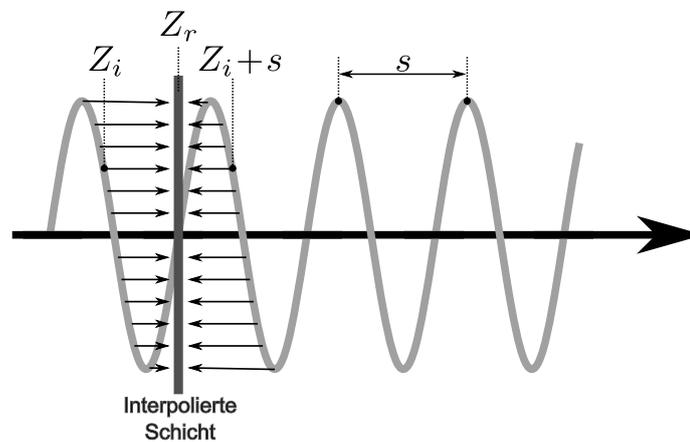


Abb. 2.16: Interpolation einer beliebigen Zwischenschicht bei der Spiral-CT mit kontinuierlicher Bewegung des Patienten.

die Rekonstruktion der Schicht Z_r liegen der Schwächungskoeffizient $p(\eta)$ lediglich für einen Winkel η vor und die Projektionen aller anderen benötigten Winkel müssen aus den nächstgelegenen, tatsächlich gemessenen Projektionswinkeln auf der Helixbahn interpoliert werden. Von Kalender [Kalender 90] wurde eine Linearinterpolation der benachbarten Schichten Z_i und Z_{i+s} vorgeschlagen, die durch

$$p_{Z_r}(\eta) = (1 - \alpha)p_{Z_i}(\eta) + \alpha p_{Z_{i+s}}(\eta), \quad (2.11)$$

beschrieben wird, wobei das Gewicht α sich abhängig von dem Schichtabstand s bestimmt durch

$$\alpha = \frac{Z_i - Z_r}{s}.$$

Die Spiral-CT bringt deutliche Vorteile gegenüber der sequentiellen Aufnahme einzelner Schichten mit sich. So erlaubt der kontinuierliche Patientenvorschub eine deutliche Reduktion

²² Radiological Society of North America

der Aufnahmezeit durch Elimination der Tischvorschubpausen. Hierdurch sind darüber hinaus auch weniger Bildartefakte durch Patientenbewegungen zu erwarten, was sich insbesondere auch bei der dreidimensionalen Betrachtung der Datensätze positiv auswirkt. Mit der Kenntnis der Schwächungskoeffizienten entlang der Helixbahn lassen sich retrospektiv beliebige axiale Zwischenschichten durch das beschriebene Interpolationsverfahren rekonstruieren, wodurch auch sehr kleine Strukturen ohne erneute Aufnahme erfasst werden können.

Das Verfahren der Spiral-CT mit einer einzelnen Röntgenquelle und gegenüberliegendem Detektor wurde durch die Einführung der Mehrschicht-Spiral-CT der Firma Elscint im Jahre 1992 erweitert, wodurch bei jeder Rotation mehrere Schichten gleichzeitig aufgenommen werden. Durch den Einsatz mehrerer nebeneinanderliegender Detektorzeilen wird die Annahme der Rekonstruktionsverfahren verletzt, dass die Projektionen in einer senkrecht zur Patientenachse verlaufenden Ebene liegen. Diese Bedingung ist jedoch nur für die inneren Detektorzeilen näherungsweise erfüllt und mit zunehmendem Abstand von der idealen Ebene steigt die als *Kegel-Winkel* bezeichnete Abweichung. Der Kegelwinkel bezeichnet die Neigung der Messstrahlen gegenüber einer auf der z-Achse senkrecht stehenden Ebene und bestimmt sich für die äußerste Schicht eines Mehrschicht-CT-Scanners nach Ohnesorge [Ohnesorge 99] durch

$$\delta_s = (N - 1) \cdot s \cdot \frac{R_{FOV}}{R_F} \quad (2.12)$$

wobei

$$\begin{aligned} R_{FOV} &= \text{Radius des Messfeldes} \\ R_F &= \text{Fokus - Drehzentrumsabstand.} \end{aligned}$$

Für Scanner mit weniger als vier Zeilen wird der Kegel-Winkel aus Aufwandsgründen vernachlässigt, da die Schichtverschmierung δ_s tolerierbar ist. Für Mehrschichtscanner nehmen jedoch die Artefakte insbesondere an Hochkontrastobjekten wie Knochenkanten zu und sind für Werte δ_s , die größer als die Schichtdicke s sind nicht mehr akzeptabel. Für typische Werte $R_{FOV} \approx 250 \text{ mm}$ und $R_F \approx 600 \text{ mm}$ ergibt sich aus Gleichung 2.12 eine akzeptable Schichtverschmierung für die maximale Schichtanzahl $N \leq 4$. Für eine höhere Schichtzahl kann der Kegelwinkel nicht mehr vernachlässigt werden, wodurch sich die Komplexität des Rekonstruktionsverfahrens jedoch weiter erhöht.

In den vergangenen Jahren nimmt die Reduktion der Strahlendosis bei der Computertomographie einen zunehmenden Schwerpunkt ein, da die Strahlenbelastung durch den etablierten Einsatz der Computertomographie sowohl für einzelne Patienten als auch für die Gesamtbevölkerung gestiegen ist [Sodickson 09], wodurch sich die Risiken erhöhen infolge der Strahlenbelastung an Krebs zu erkranken. Es wurden eine Vielzahl an Verbesserungen vorgeschlagen, eine bestmögliche Bildqualität bei minimaler Dosis zu erzielen. Hierzu zählen beispielsweise eine organspezifische Modulation der Röhrenspannung, EKG²³-gesteuerte Aufnahmen in der Herzbildgebung und die Bestimmung des optimalen Kompromiss zwischen Bildrauschen und Strahlendosis [Kalender 08]. Hierbei hängt die Röhrenspannung linear mit der emittierten Strahlendosis zusammen, eine Reduktion der Röhrenspannung ist somit erstrebenswert. Derzeit bildet aber auch der Bereich der Bildrekonstruktion ein sehr aktives Forschungsumfeld. Im Gegensatz zu der gefilterten Rückprojektion werden in den letzten Jahren verstärkt iterative Rekonstruktionsverfahren entwickelt, die entweder

²³ Elektrokardiogramm, Aufzeichnung der Summe elektrischer Aktivitäten aller Herzmuskelfasern.

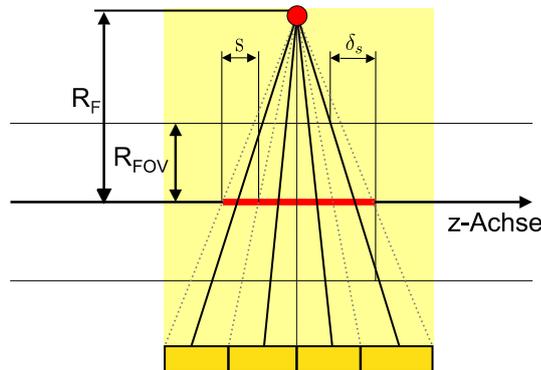


Abb. 2.17: Geometrie eines 4-Schicht CT-Scanners zur Veranschaulichung der Schichtverbreiterung δ_s bei einer nominellen Schichtdicke von s . R_F bezeichnet den Fokus-Drehzentrumsabstand und R_{FOV} ist der Radius des Messfeldes (Abbildung nach [Ohnesorge 99]).

im Bildraum (IRIS²⁴ [Sie 09] oder im Rohdatenraum (SAFIRE²⁵ [Moscariello 11, Sie 10]) erfolgen. Durch den Einsatz der iterativen Rekonstruktion kann im Vergleich zur gefilterten Rückprojektion bei gleichem Signal-Rauschverhältnis die Strahlendosis um bis zu 60 % reduziert werden oder bei gleicher Strahlendosis die Bildqualität deutlich verbessert werden [Sie 09]. In der klinischen Praxis werden derzeit iterative Rekonstruktionsverfahren evaluiert und die Möglichkeiten der Dosisreduktion für verschiedene Anwendungsbereiche in Studien validiert (Beispielsweise Thorax-Untersuchungen [Pontana 11, Pontana 10] und kardiovaskuläre Anwendungen [Bittencourt 10]). Die iterative Rekonstruktion ist jedoch kein neues Rekonstruktionsverfahren, da es für PET und SPECT bereits etabliert ist [Lewitt 03], jedoch durch den hohen Rechenaufwand bislang nicht für die Computertomographie, in der eine deutlich höhere Anzahl an Schwächungsintegralen vorliegt, adaptiert werden konnte. Die *gefilterte Rückprojektion* beruht auf der Annahme exakter Daten der Schwächungsintegrale, die allerdings in der Praxis durch die zuvor beschriebenen Artefakte nicht erzielt werden können. Die fehlerhaften Informationen werden dann durch die Rückprojektion weiter verstärkt. Im Gegensatz dazu verwenden iterative Technologien ein statistisches Rauschmodell mit dessen Hilfe die Bildqualität bei jeder Iteration verbessert werden kann. Iterative Verfahren basieren darüber hinaus häufig auf der Annahme, dass glatte Bilder wahrscheinlicher sind und glätten dadurch benachbarte Bildwerte, wodurch das Bildrauschen reduziert wird. Allerdings führt die wiederholte Durchführung des Rekonstruktionsprozesses zu einem erhöhten Zeitbedarf im Gegensatz zu analytischen Methoden. Darüber hinaus ist die Kenntnis aller Schwächungsintegrale erforderlich, um den Rekonstruktionsprozess starten zu können und das verwendete Rauschmodell hat entscheidenden Einfluss auf die Bildqualität der rekonstruierten Bilder [Fleischmann 11].

²⁴ IRIS Iterative Reconstruction in Image Space; Iterative Rekonstruktion im Bildraum

²⁵ SAFIRE Sinogram Affirmed Iterative Reconstruction

CT mit zwei Röntgenquellen

Die Reduktion der Aufnahmezeiten ermöglicht eine Verringerung von Bewegungsartefakten beispielsweise durch Atmung, Herzschlag und Darmperistaltik. Insbesondere für die Herzbildgebung ist eine gute zeitliche Auflösung von fundamentaler Bedeutung, da die Herzkranzgefäße durch den Herzschlag sehr stark durch Bewegungsartefakte beeinflusst werden. Bei einer Rotationszeit von bis zu 0,5 s und einer ausreichenden Menge detektierter Schwächungsintegrale, die eine Rotation von 180° abdecken, wird eine zeitliche Auflösung von 250 ms erzielt. Zur weiteren Verbesserung der zeitlichen Auflösung ist eine Reduktion der Rotationszeit erforderlich, was jedoch durch die auftretenden Fliehkräfte an mechanische Grenzen stößt. Eine weitere Möglichkeit ist der Einsatz mehrerer Paare von Röntgenröhre und Detektor wie in Abbildung 2.18 dargestellt. Dabei werden zwei um 90° zueinander versetzte Röntgen-Quellen und Detektoren verwendet, die unabhängig voneinander angesteuert werden. Dadurch können Daten auf zwei Energieniveaus erzeugt werden, wenn beispielsweise eine Röntgenröhre mit 80 kV betrieben wird und die andere Röhre mit 140 kV. Der Betrieb mit unterschiedlichen Röhrenspannungen ermöglicht eine Untersuchung der Materialzusammensetzung beispielsweise im Falle von Nierensteinen oder zur Untersuchung von Gicht [Graser 09]. Bei einem Betrieb mit gleicher Röhrenspannung ist bereits eine Rotation um 45° ausreichend um ein Schichtbild zu rekonstruieren, wodurch sich bei einer aktuellen Rotationszeit von bis zu 0,28 s eine zeitliche Auflösung von 70 ms bei einer isotropen räumlichen Auflösung von 0,38 mm realisieren lässt [Sie 11a]. Hierdurch wird selbst bei einer erhöhten Herzfrequenz die kardiologische Bildgebung ohne den Einsatz von Betablockern ermöglicht und eine bessere Beurteilbarkeit von koronarem Plaque erzielt.

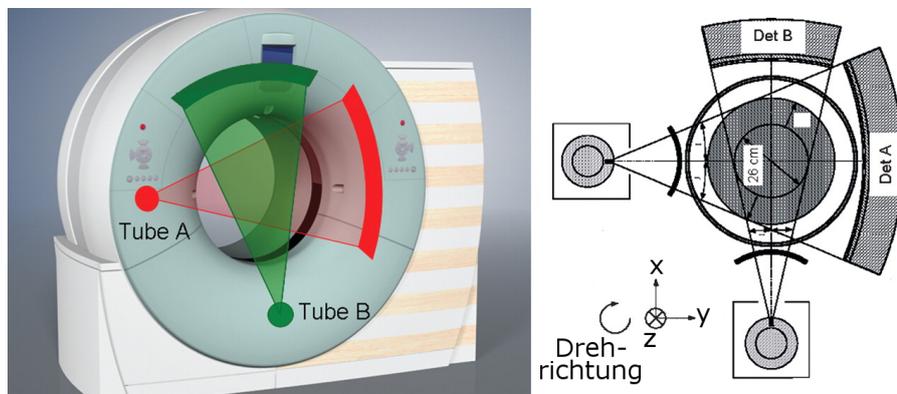


Abb. 2.18: Aufbau eines modernen CT Scanners. Zwei um 90° zueinander versetzte Röntgenröhren und korrespondierende Detektoren drehen sich kontinuierlich um den Patienten. Dieser wird durch eine gleichförmige Bewegung des Tisches durch den Tomographen geschoben (Abbildungen aus [Flohr 06]).

Angiographie

Zur verbesserten Darstellung von Blutgefäßen in CT-Aufnahmen ist der Einsatz von Kontrastmitteln erforderlich, da sich die CT-Zahl von Blut nicht ausreichend von umgebendem

Gewebe unterscheidet (siehe Tabelle 2.1). Üblicherweise werden für die kontrastverstärkende Computertomographie auf Jod-Basis bestehende, röntgenpositive Kontrastmittel intravenös verabreicht. Das Kontrastmittel wird nach der Untersuchung über die Nieren wieder ausgeschieden, wodurch insbesondere bei älteren Patienten mit eingeschränkter Nierenfunktionalität Vorsichtsmaßnahmen getroffen werden müssen, oder auf alternative Untersuchungsmodalitäten wie Ultraschall oder MR ausgewichen werden muss [Brüning 08a]. Die Konzentration des Kontrastmittels im arteriellen Blutkreislauf lässt sich als patientenspezifische Funktion in Abhängigkeit der Administrationsrate²⁶ des Kontrastmittels und der Dauer der Injektion beschreiben. Eine höhere Verabreichungsgeschwindigkeit des Kontrastmittels bewirkt eine verbesserte Gefäßkontrastierung die zusätzlich durch eine verlängerte Injektionsdauer kumulativ ansteigt. Allerdings bestehen signifikante Unterschiede zwischen Individuen, die maßgeblich von dem patientenspezifischen Herz-Zeit-Volumen²⁷ (HZV) beeinflusst werden. Da das HZV üblicherweise nicht bekannt ist, wird die erforderliche Injektionsrate des Kontrastmittels durch das Körpergewicht bestimmt. Die erforderliche Menge des Kontrastmittels unterscheidet darüber hinaus auch von dem darzustellenden Zielgefäß. Als Anhaltswerte sind in der folgenden Tabelle Auszüge aus Aufnahme- und Injektionsprotokollen für abdominelle und Becken-Bein CTA-Aufnahmen aus [Brüning 08a] wiedergegeben

Für einen optimalen Zeitpunkt der CT-Aufnahme ist es erforderlich das Zeitintervall zwischen

	Abdominelle CTA	Becken-Bein CTA
Aufnahmezeit	konstant 10 s	konstant 40 s
Injektionsdauer	konstant 18 s	konstant 35 s
Kontrastmittel	350-400 mgI/mL mit NaCl-Spülung	350-400 mgI/mL mit NaCl-Spülung

Körpergewicht	Injektionsrate	KM Volumen	Injektionsrate	KM Volumen
< 55 kg	4.0 ml/s	72 ml	4.0 ml/s	72 ml
56–65 kg	4.5 ml/s	81 ml	4.0 ml/s	72 ml
66–85 kg	5.0 ml/s	90 ml	4.0 ml/s	72 ml
> 95 kg	6.0 ml/s	108 ml	4.0 ml/s	72 ml

Tabelle 2.2: Auszüge aus Aufnahme- und Injektionsprotokollen für CTA-Aufnahmen. Die Bestimmung des Kontrastmittelverwendung richtet sich maßgeblich nach dem Körpergewicht und der darzustellenden Zielgefäße (Tabelle aus [Brüning 08a]).

Injektion des Kontrastmittelbolus bis zum Erscheinen in der relevanten Körperregion zu kennen. Das Timing der Aufnahme kann entweder manuell oder durch einen Testbolus bzw. durch die Verwendung einer automatischen Bolus-Triggerung erfolgen [Brüning 08a]. Für die automatische Bolus-Triggerung werden Kontrollaufnahmen des Zielgefäßes erzeugt bis eine zuvor definierter Schwellwert für die Kontrastierung erreicht wurde und dadurch Aufnahme zum korrekten Zeitpunkt ausgelöst. Bei neueren Injektionsautomaten wird direkt im Anschluss an die Kontrastmittelgabe eine zweite Injektion mit Kochsalzlösung durchgeführt, wodurch sich das Kontrastmittel besser ausnutzen lässt. Darüber hinaus lassen sich hierdurch

²⁶ Injektionsflussrate in [ml/s].

²⁷ Volumen des Blutes, das innerhalb einer gewissen Zeit von der linken Herzkammer in die *A. ascendens* ausgestoßen wird. Es kann mit aufwändigen Herzkatheteruntersuchungen bestimmt werden.

Bildartefakte in der *A. subclavia* und der *V. brachiocephalica* vermeiden, die durch eine hohe Konzentration des Kontrastmittels verursacht werden (Siehe hierzu Abbildung 2.14b).

2.3 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde zunächst ein Überblick der medizinischen Terminologie und des anatomischen Aufbaus sowie der Physiologie und Pathologie des arteriellen Blutgefäßbaums gegeben. Im Anschluss daran wurde die Computertomografie als Verfahren der medizinische Bildgebung zur Darstellung des arteriellen Gefäßsystems vorgestellt. Dabei wurde neben der Bilderzeugung insbesondere auf vorkommende Artefakte und Eigenschaften in klinischen Bildern eingegangen.

Stand der Forschung

Durch das große klinische Interesse an der computergestützten Untersuchung von Gefäßsystemen unter Verwendung schichtbildgebender Verfahren, existiert bereits eine Vielzahl von Verfahren zur Segmentierung und Analyse von Gefäßstrukturen. Die kontinuierliche Verbesserung sowohl der zeitlichen als auch der räumlichen Auflösung wie auch der allgemeinen Bildqualität moderner Mehrschicht-Computertomographen spielen dabei eine zentrale Rolle. Mit Rotationszeiten von unter einer Drittel Sekunde und isotropen Auflösungen von 0,38 mm lassen sich detailreiche Bilddaten erzeugen, die eine präzise Vermessung pathologischer Gefäßveränderungen im Rahmen der Diagnostik ermöglichen. Allerdings gewinnen vollautomatische Verfahren zur Aufbereitung der Bilddaten an Bedeutung, da die zunehmende Datenmenge und der größer werdende Zeit- und Kostendruck eine manuelle beziehungsweise interaktive Analyse zunehmend unattraktiver werden lässt.

In diesem Kapitel soll ein Überblick über wichtige Verfahren zur Untersuchung von Blutgefäßbäumen gegeben werden, die als Grundlage tomographische Bilddaten verwenden. Hierbei werden die Schwerpunkte auf die Segmentierung und Modellierung von Gefäßbäumen sowie der automatischen Detektion anatomischer Landmarken gelegt. Diese Elemente bilden die zentralen Bestandteile vollautomatischer Verfahren zur Segmentierung und Untersuchung arterieller Blutgefäßbäume. Eine Übersicht der verwendeten Symbole zur besseren Lesbarkeit findet sich im Anhang der Arbeit in Abschnitt A.2.

3.1 Segmentierung von Blutgefäßen

Zur Beurteilung pathologischer Veränderung von Gefäßstrukturen sind geometrische Größen von entscheidendem Interesse. So wird beispielsweise der Stenosegrad der *A. carotis* anhand des Durchmessers des geringsten noch durchflossenen Lumens bestimmt [Vockelmann 05]. Zur Bestimmung des Stenosegrades nach den etablierten *NASCET-Kriterien* [Committee 91, Ferguson 99] wird dieser Durchmesser in Relation zu einem Referenz-Durchmesser der *A. carotis interna* gesetzt. Für eine optimale Unterstützung des Radiologen ist somit sowohl eine exakte Beschreibung der Gefäßgeometrie als auch die Kenntnis des anatomischen Kontextes erforderlich.

Viele Ansätze zur Segmentierung von Blutgefäßen basieren auf der Modellannahme röhrenförmiger Strukturen und unterscheiden sich je nach Einsatzzweck und betrachtetem

Körperbereich. Einen allgemeinen Überblick des Stands der Technik bieten die Übersichtsartikel von Lesage et al. [Lesage 09b] und Kirbas et al. [Kirbas 04]. Als Unterscheidungsmerkmale sind folgende Kriterien von wichtiger Bedeutung:

- **Automatisierungsgrad** Vollautomatisch oder semi-automatisch durch erforderliche Initialisierung des Nutzers
- **Segmentierungsergebnis** Betrachtung aller im Bildausschnitt enthaltenen Gefäßstrukturen oder Einschränkung auf einzelne Gefäßabschnitte von besonderem Interesse. Die Auswahl einzelner Gefäßstrukturen kann dabei interaktiv oder durch Analyse der dargestellten Anatomie erfolgen. Bei Betrachtung aller enthaltenen Gefäßstrukturen kommen meist auf Filtern basierende Verfahren zum Einsatz, die den gesamten Bildstapel untersuchen. Darüber hinaus unterscheidet sich die Repräsentation der Segmentierungsergebnisse und reicht von Binärmasken bis hin zu komplexen Modellen der anatomischen Geometrie.
- **Direkte oder zweistufige Segmentierung** Direkte Verfahren erzeugen das gewünschte Ergebnis in einem Durchlauf. Im Unterschied dazu führen zweistufige Verfahren zwei voneinander unabhängige Verfahren aus. So kann beispielsweise in einem ersten Schritt eine Segmentierung des Lumens und in einem zweiten Schritt darauf aufbauend eine Bestimmung der Gefäßmittellinie durchgeführt werden (Unterscheidung nach Schaap et al. [Schaap 11]).
- **Modellannahmen** Die Modellannahmen werden bereits im Vorfeld getroffen und beschreiben die erwartete geometrische Form oder Erscheinung im Bild. Dies sind beispielsweise eine Röhrenform und die Hyperintensität¹ im Falle von *CT-Angiographien*.
- **Erscheinungsmerkmale** Modalitätsspezifische Merkmale der Gefäßdarstellung, die zur Schätzung von Modellparametern verwendet werden. Dabei handelt es sich beispielsweise um lokale Intensitätsverläufe.
- **Extraktionsschema** Beschreibung des grundlegenden Verfahrens, wie die Modellannahmen mit Hilfe der Erscheinungsmerkmale für konkrete Bilddaten parametrisiert und optimiert werden.

In der Praxis werden spezifische Verfahren je nach Aufgabenstellung miteinander kombiniert, um optimale Ergebnisse zu erzielen. Dabei hat die Wahl der Komponenten entscheidenden Einfluss auf Robustheit, Genauigkeit und Performanz des Verfahrens.

3.1.1 Filterbasierte Hervorhebung tubulärer Strukturen

Filterbasierte Verfahren zur Hervorhebung tubulärer Strukturen erzeugen keine direkte Segmentierung von Blutgefäßen, sondern bilden einen Vorverarbeitungsschritt, bei dem röhrenförmige Strukturen verstärkt und gleichzeitig Strukturen des Hintergrundes unterdrückt werden. Der Entwurf dieser Verfahren basiert meist auf der Modellannahme, dass die Geometrie von Blutgefäßen durch eine Röhrenform mit kreisförmigem Querschnitt beschrieben werden kann. Bei Betrachtung des lokalen Bildsignals in Richtung des Gefäßverlaufs ist somit nur eine geringe Änderung, senkrecht dazu jedoch eine starke Änderung zu erwarten. Die lokalen Änderungen des Bildes spiegeln sich in der *Hesse-Matrix* $H(\mathbf{x})$ wieder, welche die zweiten partiellen Ableitungen der (Intensitäts-)Funktion $I(\mathbf{x})$ an der Stelle \mathbf{x} enthält

¹ Darstellung mit erhöhtem Intensitätswert im Vergleich zu umgebenden Strukturen.

$$H(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} I_{xx}(\mathbf{x}) & I_{xy}(\mathbf{x}) & I_{xz}(\mathbf{x}) \\ I_{yx}(\mathbf{x}) & I_{yy}(\mathbf{x}) & I_{yz}(\mathbf{x}) \\ I_{zx}(\mathbf{x}) & I_{zy}(\mathbf{x}) & I_{zz}(\mathbf{x}) \end{pmatrix}. \quad (3.1)$$

Dabei bezeichnet beispielsweise $I_{xy}(\mathbf{x})$ die partielle Ableitung des Bildes I an der Position \mathbf{x} in x -Richtung und anschließend in y -Richtung.

Zur effizienten Berechnung des Differentialoperators kann die Theorie des *linearen Skalenraumes*² angewandt werden. Dabei wird der Differentialoperator durch Faltung des Bildes mit den partiellen Ableitungen einer multivariaten Gauß-Funktion bestimmt [Deriche 93]. Die Ableitung $\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} I(\mathbf{x}, \sigma)$ des Bildes I an Position \mathbf{x} unter Verwendung einer Gauß-Funktion mit Standardabweichung σ ergibt sich durch die Faltung

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} I(\mathbf{x}, \sigma) = \sigma^\gamma I(\mathbf{x}) * \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} G(\mathbf{x}, \sigma) \quad (3.2)$$

wobei γ ein Normalisierungsparameter und $G(\mathbf{x}, \sigma)$ die D -dimensionale Gauß-Funktion

$$G(\mathbf{x}, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^D \sigma^2}} e^{-\frac{\|\mathbf{x}\|^2}{2\sigma^2}} \quad (3.3)$$

ist.

Die zweite Ableitung der Gauß-Funktion erzeugt einen Indikator, der die Kontrastverhältnisse innerhalb des Bereichs $(-\sigma, \sigma)$ mit den Kontrastwerten außerhalb dieses Bereichs vergleicht [Frangi 98] (siehe Abbildung 3.1a). Somit entspricht die Standardabweichung σ dem aktuell betrachteten Gefäßradius. Die Untersuchung der lokalen Umgebung um den Punkt \mathbf{x} erfolgt anschließend durch Betrachtung der Eigenwerte λ der *Hesse-Matrix* $H(\mathbf{x})$. Die Eigenwerte beschreiben das Änderungsverhalten der Bildfunktion $I(\mathbf{x})$ in Richtung der korrespondierenden Eigenvektoren und ermöglichen somit die Bewertung der Konformität hinsichtlich der erwarteten Röhrenstruktur.

Es existiert eine Reihe von Verfahren, die auf der Analyse dieser Eigenwerte basieren und sich durch die Definition der Gütekriterien unterscheiden ([Sato 97, Lorenz 97, Frangi 98]). Im Folgenden wird wie in Abbildung 3.1b eine aufsteigende Sortierung der Eigenwerte angenommen $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$, so dass λ_1 zu dem Eigenvektor mit geringster Änderung der Bildintensität korrespondiert. Entsprechend der Modellannahme ist dieser parallel zu der Gefäßrichtung. Für eine optimale röhrenähnliche Struktur gilt dann für die Eigenwerte

$$\begin{aligned} |\lambda_1| &\approx 0 \\ |\lambda_1| &\ll |\lambda_2| \\ \lambda_2 &\approx \lambda_3 \end{aligned} \quad (3.4)$$

Für die nachfolgenden Beschreibungen wird eine hyperintense Darstellung des Gefäßlumens angenommen. Das Gefäßinnere unterscheidet sich somit durch einen erhöhten Intensitätswert von umgebendem Gewebe und die Eigenwerte λ_2 und λ_3 sind dadurch negativ.

Lorenz et al. [Lorenz 97] definieren auf Grundlage der zuvor beschriebenen Eigenwert-Analyse einen Blutgefäß-Ähnlichkeits-Filter³ $\mathcal{V}_{\mathcal{L}}$ durch

² engl. *linear scale space*

³ engl. *Vesselness Filter*

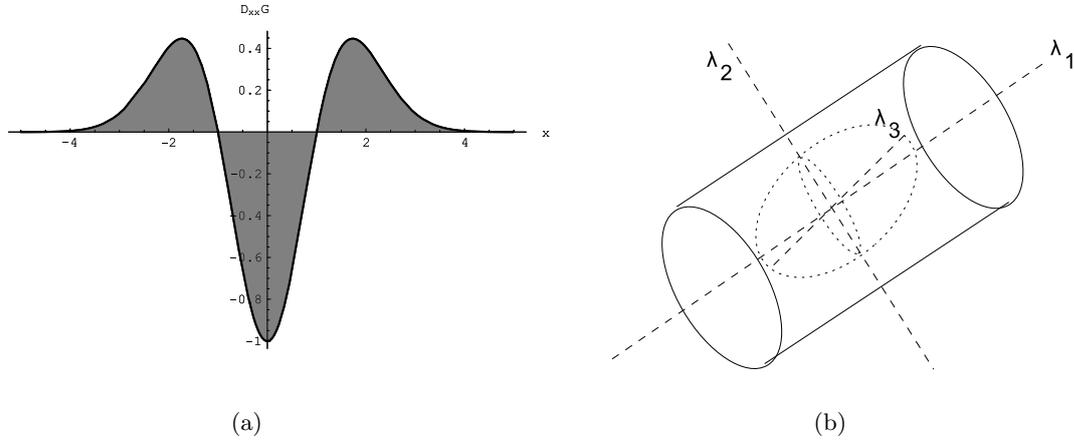


Abb. 3.1: Die Modellannahme vieler Hervorhebungfilter basiert auf dem Intensitätsprofil einer Gauß-Funktion (zweite Ableitung (a)). Die stärkste Änderung der Intensität wird orthogonal zum Gefäßverlauf erwartet ((b) entlang λ_2, λ_3), in Richtung des Gefäßes hingegen nur eine sehr geringe Änderung (λ_1). Die Richtung stärkster Änderung ergibt sich durch die Eigenwertanalyse der *Hesse-Matrix* (Abbildungen aus [Frangi 98]).

$$\mathcal{V}_{\mathcal{L}}(\mathbf{x}, \sigma) = \sigma^\gamma \frac{\lambda_2 + \lambda_3}{2}, \text{ mit } \gamma > 0 \quad (3.5)$$

wobei der Vorfaktor σ^γ einen Normalisierungsfaktor darstellt, mit dem eine Normalisierung zwischen verschiedenen Kernel-Größen durchgeführt werden kann.

Sato et al. [Sato 97] definieren einen Filter, der aus zwei gewichteten Komponenten besteht, die zu einer Filterantwort kombiniert werden.

$$\mathcal{V}_{\mathcal{S}}(\mathbf{x}, \sigma) = \begin{cases} \sigma^\gamma |\lambda_3| \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_3}\right)^{\gamma_{23}} \left(1 + \frac{\lambda_1}{|\lambda_2|}\right)^{\gamma_{12}} & , \text{ falls } \lambda_3 < \lambda_2 < \lambda_1 < 0 \\ \sigma^\gamma |\lambda_3| \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_3}\right)^{\gamma_{23}} \left(1 - \rho \frac{\lambda_1}{|\lambda_2|}\right)^{\gamma_{12}} & , \text{ falls } \lambda_3 < \lambda_2 < 0 < \frac{|\lambda_2|}{\rho} \\ 0 & , \text{ sonst} \end{cases} \quad (3.6)$$

Die erste Komponente $|\lambda_3| \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_3}\right)^{\gamma_{23}}$ steuert die Sensitivität gegenüber nicht-kreisförmigen Querschnitten, gewichtet durch den Faktor $\gamma_{23} \geq 0$. Die zweite Komponente steuert die Sensitivität gegenüber der Abweichung von einer Kugelform (dann gilt $\lambda_1 \ll \lambda_2$), gewichtet durch den Faktor $\gamma_{12} \geq 0$. Die Sensitivität gegenüber Gefäßkrümmungen wird schließlich von $0 < \rho \leq 1$ gewichtet.

Frangi et al. [Frangi 98] schlagen einen Filter vor, der die Röhrenstruktur auf Grundlage dreier Komponenten bewertet. Die erste Komponente \mathcal{R}_B wird für Strukturen klein, die stark von einer Kugelform abweichen, und sich somit der größte Eigenwert deutlich von den kleineren Eigenwerten unterscheidet. Es ist jedoch nicht in der Lage zwischen einer Linie mit kreisförmigem oder elliptischem Querschnitt zu unterscheiden. Das zweite Verhältnis \mathcal{R}_A wird für kreisförmige Querschnitte größer, im Gegensatz zu Strukturen mit stark elliptischem Querschnitt. Die dritte Komponente \mathcal{S} ist ein Maß für die Strukturiertheit der Umgebung und dient zur Unterdrückung des Hintergrunds. Im Hintergrund dominiert Rauschen die

Bildinformation wodurch die Eigenwerte betragsmäßig klein sind. Diese Komponenten werden durch Gewichte α, β, γ zur Filterantwort \mathcal{V}_F miteinander kombiniert.

$$\mathcal{R}_B = \frac{|\lambda_1|}{\sqrt{|\lambda_2 \lambda_3|}} \quad (3.7)$$

$$\mathcal{R}_A = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|} \quad (3.8)$$

$$\mathcal{S} = \|\mathcal{H}_F\| = \sqrt{\sum_{j \leq D} \lambda_j^2} \quad (3.9)$$

$$\mathcal{V}_F(\mathbf{x}, \sigma) = \begin{cases} 0 & , \text{ falls } \lambda_2 > 0 \text{ oder } \lambda_3 > 0 \\ \left(1 - e^{-\frac{\mathcal{R}_A^2}{2\alpha^2}}\right) e^{-\frac{-\mathcal{R}_B^2}{2\beta^2}} \left(1 - e^{-\frac{\mathcal{S}^2}{2\gamma^2}}\right) & , \text{ sonst} \end{cases} \quad (3.10)$$

Die Anwendung der Gefäßfilter $\mathcal{V}_L, \mathcal{V}_S$ und \mathcal{V}_F erfolgt als Multi-Skalen-Verfahren, wobei auf verschiedene Gefäßradien durch Veränderung der Kernelgröße σ untersucht wird. Die Filterergebnisse unterschiedlicher Kernelgrößen werden dann durch Anwendung des Maximum-Operators zu

$$\mathcal{V}(\mathbf{x}) = \max_{\sigma_{min} \leq \sigma \leq \sigma_{max}} \mathcal{V}(\mathbf{x}, \sigma) \quad (3.11)$$

kombiniert.

Eine optimale Bestimmung der Filter-Parameter ist abhängig von der jeweiligen Anwendung und kann nicht allgemeingültig durchgeführt werden. Von entscheidender Bedeutung ist hierfür die typische Geometrie betrachteter Gefäße (insbesondere hinsichtlich des Gefäßquerschnitts und der Gefäßkrümmung) und der Kontrast der Gefäßstrukturen gegenüber angrenzenden anatomischen Strukturen. So haben Olabbarriaga et al. [Olabbarriaga 03] die vorgestellten Filter für die Segmentierung von Koronar-Gefäßen analysiert. Kaftan [Kaftan 11] untersucht die Anwendung dieser Filter für die Segmentierung des pulmonalen⁴ Gefäßbaumes. Der Faktor γ_{23} des Sato-Filters \mathcal{V}_S , der die Sensitivität gegenüber nicht-kreisförmigen Querschnitten beeinflusst, wird von Kaftan als $\gamma_{23} = 0,6$ beziehungsweise von Olabbarriaga mit $\gamma_{23} = 1,0$ angegeben. Für die Parameter des Filters von Frangi \mathcal{V}_F werden von Kaftan $\alpha = 0,1$ und $\beta \geq 0,8$ beziehungsweise von Olabbarriaga $\alpha = 1,0$ und $\beta = 0,1$ vorgeschlagen. Durch den sehr deutlichen Kontrast pulmonaler Blutgefäße gegenüber der umgebenden Luft im Vergleich zu Koronararterien ist es wenig überraschend, dass von Kaftan ein deutlich höherer Wert für Parameter $\gamma = 3000$ vorgeschlagen wird als von Olabbarriaga ($\gamma = 100$). Die bestimmten Parameter unterscheiden sich deutlich von den ursprünglich veröffentlichten Werten (Sato: $0,5 \leq \gamma_{12} \leq 1,0$; $0,5 \leq \gamma_{23} \leq 1,0$ und $\alpha = 0,25$; Frangi: $\alpha = \beta = 0,5$ und $\gamma = \max \frac{1}{2} \|H\|$).

In der Modellannahme dieser Filter, dass eine idealisierte Röhrenstruktur eine maximale Filterantwort liefert, liegen die Schwachstellen der Verfahren begründet. So fällt die Filterantwort in Verzweigungsbereichen deutlich ab. Darüber hinaus verursacht die Faltung mit den Ableitungen des Gaußschen Kerns eine Verwischung einzelner kleiner Gefäße sowie eng benachbarter Gefäße (siehe Lesage [Lesage 09a]). Qian et al. [Qian 09] untersuchen die Intensitätsprofile der lokalen Umgebung in Polarkoordinaten. Durch ihren Ansatz sind sie in der

⁴ lat. die Lunge betreffend.

Lage selbst komplexe Gefäßumgebungen wie beispielsweise in Verzweigungsbereichen korrekt zu erkennen. Damit verhindern sie den unerwünschten Effekt des Abfalls der Filterantwort, der in den zuvor beschriebenen Verfahren auftritt.

Filterbasierte Hervorhebung auf Grundlage des optischen Flusses

Die zuvor vorgestellten Hervorhebungsfiler basieren lediglich auf Verhältnissen der Eigenwerte, die aus der Hesse-Matrix abgeleitet werden. Im Gegensatz dazu werten *Flux-Filter*⁵ die Richtung der Gradienten aus, indem sie den Gradienten-Fluss durch die Oberfläche eines zu extrahierenden Objektes betrachten. Der nach innen gerichtete Fluss (im Falle einer hyperintensen Gefäßdarstellung) wird maximiert, wenn die Oberfläche des auszurichtenden Modells an dem Gradientenfeld ausgerichtet ist. Als auszurichtendes Modell werden beispielsweise Kreisscheiben [Lesage 09a] oder lokale Sphären [Vasilevskiy 02] eingesetzt, die sich effizient auswerten lassen [Law 09]. Lesage et al. approximieren Blutgefäße durch ein Modell aus orientierten, kreisrunden Querschnitten, die zu einem verallgemeinerten Zylinder-Modell verknüpft werden. Ein einzelner Gefäßquerschnitt lässt sich dann, wie in Abbildung 3.2 veranschaulicht, durch den Mittelpunkt \mathbf{p} , den Radius r und die Kreisnormale \mathbf{d} beschreiben. Mit einer gleichwinkligen Abtastung des Kreises an N Stellen $\mathbf{x}_0, \dots, \mathbf{x}_N$ wird der lokale Fluss mit Hilfe des Gradienten $\nabla I(\mathbf{x}_i)$ an der Position \mathbf{x}_i durch das Kreismodell definiert durch

$$Flux(\mathbf{p}, r, \mathbf{d}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \langle \nabla I(\mathbf{x}_i), \mathbf{u}_i \rangle, \quad (3.12)$$

wobei $\mathbf{u}_i = \frac{\mathbf{p} - \mathbf{x}_i}{|\mathbf{p} - \mathbf{x}_i|} \cdot \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle$ bezeichnet hierbei das Skalarprodukt zwischen den Vektoren \mathbf{x} und

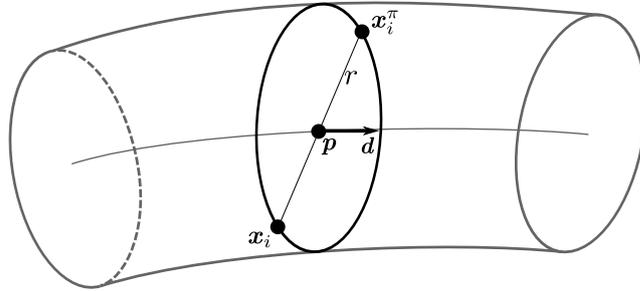


Abb. 3.2: Fluxfilter betrachten den nach innen gerichteten, optischen Fluss für ein zu extrahierendes Objekt (Abbildung nach [Lesage 09a]).

y. Eine Erweiterung dieser Definition verringert das Risiko von sprunghaften Änderungen der Filterantwort. Hierfür werden von diametral gegenüberliegenden Punktpaaren $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i^\pi = \mathbf{x}_{\frac{N}{2}+i}$ für eine gerade Anzahl N von Abtastpunkten, lediglich das Minimum betrachtet. Die endgültige Filterantwort $MFlux(\mathbf{p}, r, \mathbf{d})$ wird dann als gemittelter Wert aller Paar-Antworten gebildet. Somit ergibt sich

$$MFlux(\mathbf{p}, r, \mathbf{d}) = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} \min(\langle \nabla I(\mathbf{x}_i), \mathbf{u}_i \rangle, \langle \nabla I(\mathbf{x}_i^\pi), \mathbf{u}_i^\pi \rangle) \quad (3.13)$$

⁵ Filter, die auf dem optischen Fluss basieren.

Der Entwurf des vorgestellten Ansatzes zielt darauf ab, die Bildumgebung eines Anfragepunktes \mathbf{x} auf Konformität zu einem Modell mit gegebener Menge von Modellparametern (hier $\mathbf{p}, r, \mathbf{d}$) zu überprüfen. Dadurch unterscheidet sich dieser Ansatz deutlich von den zu Beginn dieses Kapitels vorgestellten Multi-Skalen-Filtern zur Gefäßhervorhebung, für die das gesamte Volumen untersucht wird. Law et al. [Law 08] hingegen stellen einen Flux-basierten Ansatz vor, der ebenfalls für die Filterung des gesamten Volumens geeignet ist und dafür eine beschränkte Menge vorab ausgewählter Parameter auswertet.

Ein auf dem optischen Fluss basierendes Segmentierungsverfahren wird von Benmansour und Cohen [Benmansour 09a, Benmansour 09b] vorgeschlagen. Sie formulieren aus interaktiv vorgegebenen Start- und Endpunkten ein Minimierungsproblem der optimalen Verbindung. Als lokale Metrik wird ein Kriterium des optischen Flusses eingesetzt, das auf der Position, Orientierung und Radius einer Kreisscheibe basiert. Die optimale Gefäßverbindung und Segmentierung des Gefäßlumens wird dann durch ein anisotropes *Fast Marching*-Verfahren [Sethian 96, Tsitsiklis 95] bestimmt.

3.1.2 Modellbasierte Extraktion tubulärer Strukturen

Modellbasierte Verfahren setzen zur Segmentierung von Blutgefäßen ein erwartetes Ausprägungsmodell der gesuchten Struktur ein. Dabei lassen sich die Ansätze in Verfahren unterteilen, die ein Modell der Geometrie verwenden oder die erwartete bildliche Repräsentation in der eingesetzten Modalität beispielsweise in Form von Textur oder Grauwerten auswerten. Die im vorigen Kapitel beschriebenen Filter zur Hervorhebung von Gefäßstrukturen berücksichtigen die grundlegende Form als röhrenförmige Struktur, sowie die hyperintense Darstellung von Gefäßstrukturen. Allerdings liefern sie keine Segmentierung von Gefäßstrukturen, sondern lediglich Hinweise inwiefern die Umgebung jedes Voxels einer Gefäßstruktur ähnelt. Nachfolgend werden ausgewählte modellbasierte Ansätze zur Segmentierung von Gefäßstrukturen vorgestellt.

Direkte Verfahren

Die direkten Verfahren erzeugen in einem Durchlauf eine geometrische Beschreibung beziehungsweise Segmentierung des untersuchten Gefäßabschnitts. Hierzu zählen beispielsweise Arbeiten von De Bruijne et al. [De Bruijne 03a, De Bruijne 03b] zur Segmentierung des Thrombusgewebes von abdominalen Aortenaneurysmen, die auf *aktiven Formmodellen* basieren. Sie schlagen eine Erweiterung der ursprünglich von Cootes et al. [Cootes 95, Cootes 01] eingeführten *Punktverteilungsmodelle* beziehungsweise *Erscheinungsmodelle* vor. Hierfür wird bei der Optimierung des Formmodells die Deformation der Gefäßmittellinie unabhängig von der Deformation der Gefäßquerschnitte betrachtet. Zusätzlich schlagen sie vor, das ursprünglich als linear angenommene Erscheinungsmodell zu erweitern, um damit starke Abweichungen des Hintergrundes behandeln zu können.

Eine weitere Gruppe von Verfahren, die bereits umfangreich untersucht wurde, stellen Methoden zur Bestimmung *minimaler Pfade* dar. Ein *minimaler Pfad* repräsentiert hierbei eine Verbindung zwischen zwei vorgegebenen Punkten, deren Energie eines Bildpotentials

das globale Minimum darstellt [Benmansour 11]. Dieser Ansatz führt zu einer Formulierung des Segmentierungsproblems als Energieminimierung einer *aktiven Kontur*. Das ursprünglich von Cohen et al. [Cohen 97] vorgeschlagene klassische Verfahren zur Pfadminimierung enthält jedoch mehrere Schwächen. So entspricht die gefundene Verbindung nicht immer der Gefäßmittellinie, sondern sie neigt bei Krümmungen dazu, kürzere Pfade zu bevorzugen. Dieser Effekt tritt insbesondere auch bei klassischen Algorithmen der Graphensuche wie beispielsweise dem Verfahren von Dijkstra [Dijkstra 59] oder der *A*-Suche* auf. Darüber hinaus liefern diese Verfahren lediglich eine Trajektorie des Gefäßverlaufes und treffen keine Aussage über die Gefäßwand beziehungsweise lokale Durchmesser. Zur Reduktion des Rechenaufwandes und Vermeidung eines Auslaufens in angrenzendes Gewebe wurden zusätzliche Kriterien eingeführt, durch die aktive Voxel eingefroren werden. Bei der Lösung der *Eikonal Gleichung*⁶ werden diese durch ihre Ausbreitungsgeschwindigkeit oder ihre Ankunftszeit selektiert [Deschamps 02, Cohen 07].

Die Formulierung der Mittellinienextraktion als Minimierungsproblem erfolgt auf Grundlage der ursprünglichen Formulierung klassischer deformierbarer Modelle (Kass et al. [Kass 88])

$$E(C) = \int_{\Omega} w_1 \|C'(s)\|^2 + w_2 \|C''(s)\|^2 + P(C(s)) ds, \quad (3.14)$$

wobei E die Energie einer von der Bogenlänge s abhängigen Raumkurve $C(s) \in \Omega$ mit erster und zweiter Ableitung $C'(s)$ bzw. $C''(s)$ beschreibt. Die Gewichte w_1 und $w_2 \in \mathbb{R}$ steuern hierbei den Einfluss der ersten und zweiten Ableitung der Raumkurve und somit deren Biegsamkeit. $P(\mathbf{x}) > 0$ beschreibt das Potential an Position \mathbf{x} . Im Gegensatz zu der ursprünglichen Formulierung wird von Cohen und Kimmel [Cohen 97] ein vereinfachtes Energiemodell ohne zweite Ableitungen verwendet, das sich durch $C'(s) = 1$ zu

$$E(C) = \int_{\Omega} (\omega + P(C(s))) ds = \int_{\Omega} (\tilde{P}(C(s))) ds. \quad (3.15)$$

mit einem konstanten Gewicht ω ergibt.

Aufbauend darauf ordnet die minimale Kostenkarte $U_{\mathbf{x}_0}(\mathbf{x})$, ausgehend von einem Startpunkt \mathbf{x}_0 , jedem möglichen Zielpunkt \mathbf{x} die minimalen Kosten aus der Menge aller möglichen verbindenden Pfade $\mathcal{A}_{\mathbf{x}_0, \mathbf{x}}$ zu

$$U_{\mathbf{x}_0}(\mathbf{x}) = \inf_{\mathcal{A}_{\mathbf{x}_0, \mathbf{x}}} E(C) = \inf_{\mathcal{A}_{\mathbf{x}_0, \mathbf{x}}} \left(\int_{\Omega} (\tilde{P}(C(s))) ds \right). \quad (3.16)$$

Die minimale Kostenkarte hat exakt ein lokales Minimum am Startpunkt \mathbf{x}_0 und die Strömungslinien erfüllen die *Euler-Lagrange-Gleichung* des Funktionals 3.15. Dadurch lassen sich minimale Pfade in 3.16, ausgehend vom Zielpunkt \mathbf{x} , durch einfache Gradientenabstiegsverfahren bestimmen [Benmansour 09b]. Neben Verfahren zur direkten Lösung der minimalen Energie in Gleichung 3.15 wie von Tsitsiklis [Tsitsiklis 95] vorgeschlagen, schlägt Sethian [Sethian 96] eine populäre Methode zur Berechnung der Kostenkarte durch Lösung der Eikonal Gleichung

⁶ *Eikonal* bezeichnet in der geometrischen Optik den kürzesten Weg zwischen Ausgangs- und Endpunkt

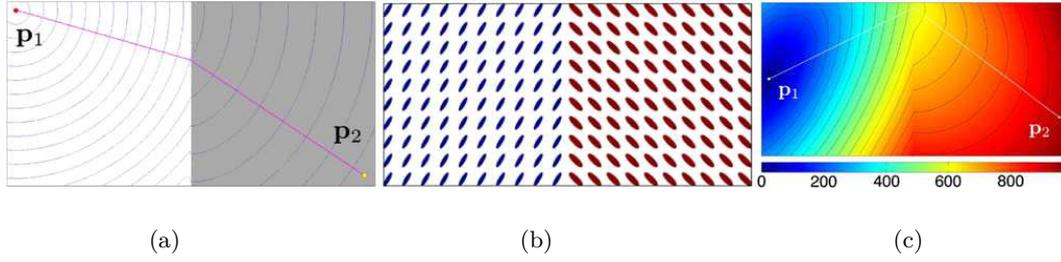


Abb. 3.3: Beispiel der minimalen Kostenkarte einer isotropen Kostenfunktion ((a)), wobei das Potential in der linken Bildhälfte doppelt so hoch ist wie in der rechten Hälfte. (b) zeigt eine Metrik mit Vorzugsrichtung im linken Teil $\begin{pmatrix} 1 & 0.3 \\ 0.3 & 1 \end{pmatrix}$ beziehungsweise $\begin{pmatrix} 1 & -0.6 \\ -0.6 & 1 \end{pmatrix}$ im rechten Teil. In (c) ist der optimale Pfad $U_{p_1}(p_2)$ dargestellt, der Gradientenabstieg ausgehend von Punkt p_2 bestimmt wurde (Abbildungen aus [Benmansour 11]).

$$\|\nabla U_{x_0}(\mathbf{x})\| = \tilde{P}, \quad \text{wobei } U_{x_0}(\mathbf{x}_0) = 0 \quad (3.17)$$

vor. Die als *Fast Marching Methode* (FMM) bekannte Technik ist ein numerisches Verfahren, das auf einem kartesischen Gitter arbeitet. Dabei werden Gitterpunkte derart in geordneter Reihenfolge besucht, dass sie mit einer Wellenfront konstanten Aufwandes $U_{x_0}(\mathbf{x})$ übereinstimmt. Dieses Vorgehen ähnelt stark dem Verfahren von Dijkstra [Dijkstra 59] zur Bestimmung kürzester Wege in Graphen.

Die FMM unterscheidet drei Mengen von Punkten, *fixiert* (Punkte mit bekanntem und fixiertem Wert U), *aktiv* (Punkte mit geschätztem, aber noch nicht fixiertem Wert U ; entspricht der voranschreitenden Wellenfront) und *entfernt* (Punkte mit unbekanntem Wert U). Alle Punkte werden von *entfernt* über *aktiv* nach *fixiert* überführt und zur Initialisierung befindet sich lediglich \mathbf{x}_0 mit $U(\mathbf{x}_0)$ in *aktiv*. Dann wird iterativ der Punkt mit minimalem Potential $E(C)$ aus *aktiv* in *fixiert* überführt und die Distanzen U aller noch nicht in *fixiert* befindlichen Nachbarn aktualisiert. Hierfür wird folgendes Aktualisierungsschema eingesetzt [Sethian 99], für das ausschließlich bereits bekannte Informationen aus *fixiert* verwendet werden.

$$\begin{aligned} \|\nabla U_{x_0}(\mathbf{x})\| &= \tilde{P} \\ &= \left[\begin{array}{l} \max(u - \min(U_B, U_C), 0)^2 \\ + \max(u - \min(U_D, U_E), 0)^2 \\ + \max(u - \min(U_F, U_G), 0)^2 \end{array} \right]^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (3.18)$$

Sind die Informationen nicht in *fixiert* enthalten, so entfällt der entsprechende Teilausdruck. Die Nachbarschaftsbeziehungen U_A bis U_G sind in Abbildung 3.4 veranschaulicht. Nach Umstellung führt Gleichung 3.18 zur einer quadratischen Gleichung, die nach u aufgelöst werden kann. Dann wird U_A gleich der maximalen Lösung u der quadratischen Gleichung gesetzt.

Die ursprünglichen Verfahren zur Bestimmung *minimaler Pfade* beschränken sich auf eine räumliche Beschreibung der Gefäßmittellinie. Eine Erweiterung der minimalen Pfade, die neben einer 3D-Trajektorie zwischen vorgegebenen Punkten zusätzlich den lokalen Gefäßradius in einer vierten Dimension liefert, wurde von Li und Yezzi [Li 06, Li 07] eingeführt.

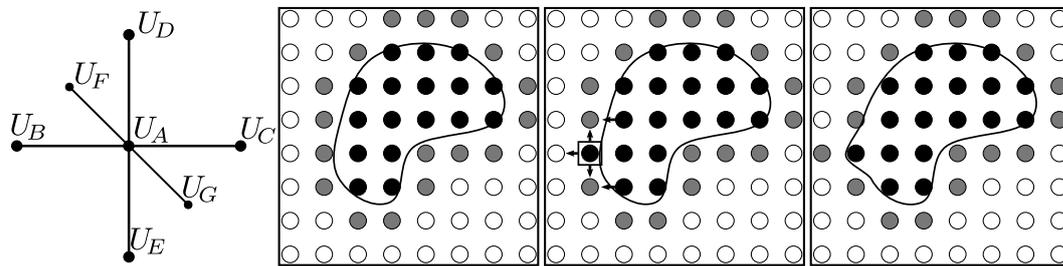


Abb. 3.4: Das Aktualisierungsschema der *Fast Marching Methode* verwendet eine Nachbarschaftsschablone (links) zur Berechnung von Distanzen. In der nebenstehenden Bildfolge wird der Ablauf der Aktualisierung veranschaulicht, dabei sind die Mengen *fixiert* schwarz, *aktiv* grau und *entfernt* weiß dargestellt. Bei Überführung eines Elements nach *fixiert* (mitte) werden die Distanzen benachbarter Punkte unter Verwendung der Schablone nach Gleichung 3.18 aktualisiert.

Die globale Optimierung der 4D-Trajektorie vereinigt die Vorteile von Techniken zur Bestimmung *minimaler Pfade*, wie beispielsweise ihre effiziente und exakte Implementierbarkeit durch *Fast Marching Methoden* [Sethian 96, Hassouna 07], mit der Garantie eines globalen Minimums. Allerdings wird ein kreisförmiger Gefäßquerschnitt angenommen, so dass eine exakte Gefäßvermessung durch das Segmentierungsergebnis ohne weitere Nachverarbeitung nicht möglich ist. Die Beschreibung der Gefäßwand wird dann als einhüllende Form von Kugeln mit lokalen Radien um die jeweiligen Mittelpunkte betrachtet.

Ein zentraler Punkt bei der Definition minimaler Pfade ist die Verwendung geeigneter Potentiale. Li und Yezzi [Li 07] verwenden Potentiale, die sich aus den Bildintensitäten um den untersuchten Bildpunkt mit aktuell betrachtetem Radius ergeben. Dabei fließen neben einem Glattheitsterm auch Mittelwert und Varianz der Bildwerte und deren Abweichung zu der Kugel um den benutzerdefinierten Startpunkt ein. Allerdings wird in diesem Ansatz die Orientierung der Gefäßstrukturen nicht ausgewertet.

Benmansour und Cohen [Benmansour 09a, Benmansour 09b] schlagen als Erweiterung vor, auf dem optischen Fluss basierende Deskriptoren [Law 08, Law 09] zu verwenden, wie sie in Abschnitt 3.1.1 vorgestellt wurden. Dadurch wird ermöglicht, zusätzlich die Orientierung der Blutgefäße zu berücksichtigen.

Zweistufige Verfahren

Zweistufige Verfahren zur Segmentierung von Blutgefäßen erzeugen in einem ersten Schritt eine Repräsentation der Gefäßmittellinie. Darauf aufbauend wird dann im zweiten Schritt ein Konturmodell auf Grundlage der zuvor erzeugten Mittellinie initialisiert und durch lokale oder globale Optimierungsverfahren an den korrekten Konturverlauf angepasst. Für die Detektion des Gefäßrandes kommen meist Verfahren zur Kantendetektion oder Verfahren zur Detektion möglicher Durchstoßpunkte von ausgesendeten Suchstrahlen zum Einsatz.

Erzeugung der Gefäßmittellinie

Skelettierungsverfahren

Zur Extraktion von Gefäßmittellinien aus einer bekannten Segmentierungsmaske bilden Skelettierungsverfahren eine weit verbreitete Klasse von Verfahren. Hierfür wird in einem ersten Schritt eine Segmentierung gefäßähnlicher Strukturen beispielsweise durch filterbasierte Verfahren (siehe Abschnitt 3.1.1) und anschließende Schwellwertfilterung erzeugt. Anschließend erfolgt eine Skelettierung der Maske und eine Detektion zusammenhängender Strukturen meist auf Grundlage von Graphenalgorithmien. Da Skelettierungsverfahren keine glatten Strukturen erzeugen, werden in einer optionalen Nachverarbeitung glatte Pfade approximiert. Das Skelett eines Binärbildes $I_B(\mathbf{x}) : \Omega \subset \mathbb{R}^3 \rightarrow \{0, 1\}$ entspricht der Menge von Punkten, die dem Mittelpunkt \mathbf{x} einer Kugel mit maximalem Radius r , die vollständig im Vordergrund VG der Maske liegt, entsprechen. Vereinbarungsgemäß wird der Vordergrund als $VG = \{\mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in \Omega, I_B(\mathbf{x}) = 1\}$ bezeichnet. Jede der Kugeln berührt somit die Hülle des Vordergrundes an mindestens 3 Stellen (im 2D-Fall berühren Kreise entsprechend die Hülle an ≥ 2 Stellen).

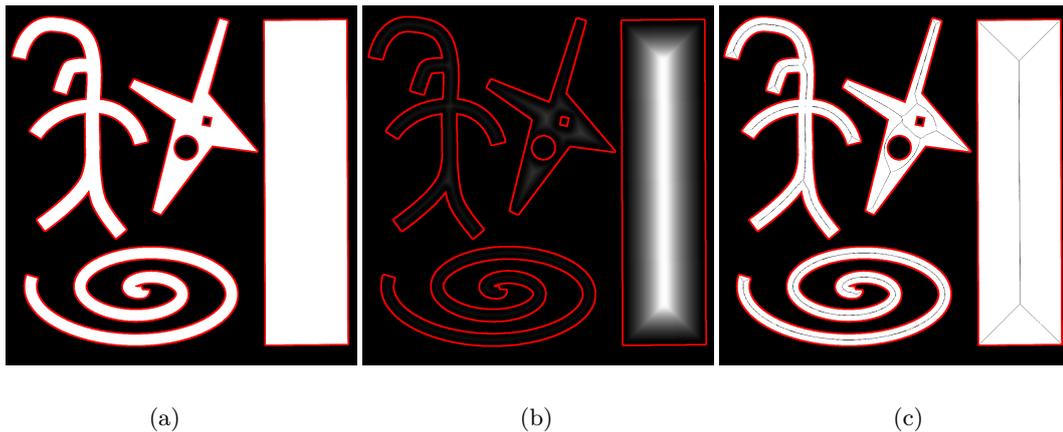


Abb. 3.5: Erzeugung eines Skeletts beispielhafter Objekte (3.5a). Für die Berechnung stehen verschiedene Verfahren zur Verfügung wie beispielsweise eine Distanztransformation (3.5b) oder morphologische Operatoren. Das Bildskelett (3.5c) beschreibt die Strukturen der Objekte. Für eine Verwendung als Gefäßmittellinie ist jedoch eine Nachverarbeitung erforderlich, die beispielsweise zusätzliche Äste entfernt.

Für die Berechnung des topologischen Skeletts werden verschiedene Verfahren eingesetzt, die meist auf einer Distanztransformation oder auf Ausdünnungsverfahren⁷ durch morphologische Operatoren basieren. Für eine detaillierte Beschreibung zur Erstellung des Skeletts sei auf Serra [Serra 82] verwiesen. In Abbildung 3.5 ist eine 2D-Binärmaske dargestellt mitsamt zugehöriger euklidischer Distanztransformation und einem erzeugten Skelett durch morphologische Operatoren. Wie in der Abbildung ersichtlich, enthält

⁷ engl. *thinning*

das erzeugte Skelett Strukturen, die für eine Beschreibung der Gefäßmittellinie nicht erwünscht sind. Diese Strukturen stammen beispielsweise von Löchern oder Ausfransungen der Binärmaske und repräsentieren keine eigenständige Gefäßstruktur. Nachdem für das

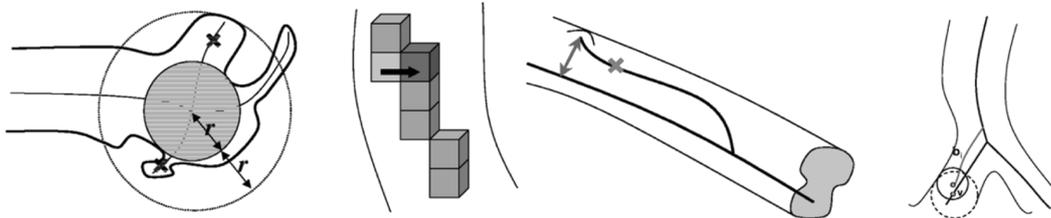


Abb. 3.6: Zentrale Nachverarbeitungsschritte zur Beschreibung von Gefäßstrukturen auf der Grundlage von Skeletten nach Kiraly et al. [Kiraly 04]. Von links nach rechts: Längenbasierte Zweigentfernung in Abhängigkeit des lokalen Gefäßradius r ; Verschiebung von Skelettvoxeln in die Gefäßmitte; Entfernung zusätzlicher, länglicher Liniensegmente, die durch nicht-kreisförmige Querschnitte entstehen können; Kugelbasierte Entfernung fehlerhafter Zweige, falls die endständige Kugel eines Pfades b_i sich mit der Kugel eines anderen Pfades schneidet.

gesamte Volumen ein Skelett erzeugt wurde, erfolgt eine Nachverarbeitung zur Erzeugung der Gefäßmittellinien, die mit *pruning* bezeichnet wird. Kiraly et al. [Kiraly 04] setzen iterative 3D Ausdünnungsverfahren auf einer Distanz-transformierten Segmentierungsmaske zur Erzeugung eines 3D-Skelettes ein, um daraus Pfade für die virtuelle Bronchoskopie zu generieren. Zentrale Schritte ihres *pruning*-Verfahrens zur Beseitigung unerwünschter Strukturen des Skeletts sind in Abbildung 3.6 veranschaulicht. Dazu zählt die Entfernung von Zweigen, deren Länge kürzer als eine erforderliche Mindestlänge in Abhängigkeit des lokalen Gefäßradius ist und eine Verschiebung des Skeletts in die Gefäßmitte, da das Skelett keine glatte Gefäßmittellinie erzeugt. Ebenfalls können bei länglichen Strukturen mit nicht-kreisförmigen Querschnitten zusätzliche, längliche Liniensegmente entstehen, die keine eigenständige Gefäßstruktur repräsentieren. Auch ist es erforderlich fehlerhafte Pfade zu entfernen, falls deren endständige Kugel eines Pfades sich mit der Kugel eines anderen Pfades schneidet.

Nach Bereinigung des Gefäßskeletts erfolgt eine Einpassung kubischer B-Splines zur glatten Interpolation der Gefäßmittellinie, damit die erforderliche Pfadqualität für den Anwendungsbereich der virtuellen Bronchoskopie erzielt wird.

Pfad-Folge-Verfahren

Im Gegensatz zu den bislang vorgestellten Verfahren, die auf Filtern oder Skeletten basieren, untersuchen *Pfad-Folge-Verfahren* bei jedem Iterationsschritt lediglich einen kleinen Ausschnitt des Bildes, um das umgebende Blutgefäß lokal zu beschreiben. Durch wiederholte Anwendung des Verfahrens zur lokalen Untersuchung wird dann eine globale Beschreibung des Gefäßbaumes erzeugt. Das Konzept dieser Verfahren erfordert die Initialisierung durch einen Startpunkt (und optional Zwischenpunkten beziehungsweise einen Zielpunkt). Zur Gefäßverfolgung werden dann die Voxel untersucht, die in einer orthogonal zum Gefäßverlauf liegenden Ebene liegen [Kirbas 03]. Im Gegensatz zu den bislang vorgestellten Verfahren

zielen *Pfad-Folge-Verfahren* darauf ab, durch den Einsatz von Informationen einer höheren Ebene die Robustheit zu erhöhen.

Aylward et al. [Aylward 96] stellen ein Verfahren zur Verfolgung des *Intensitätskamms*⁸ vor, mit dem eine Beschreibung der Gefäßmittellinie aus MR-Angiographie-Daten extrahiert werden kann. Das Kriterium zur Definition des *Intensitätskamms* wird auf Grundlage der Eigenwert-Analyse der *Hesse-Matrix* des Bildes definiert. Mit der Schreibweise der Eigenwerte $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$ aus Abschnitt 3.1.1 mit zugehörigen Eigenvektoren $\mathbf{ev}_1, \mathbf{ev}_2, \mathbf{ev}_3$ ergibt sich die Menge der Voxel des *Intensitätskamms* IK , wie in [Krissian 00] beschrieben, durch

$$\begin{aligned} IK = \{ \mathbf{x} \mid & (\mathbf{ev}_1 \cdot \nabla I = 0) \\ & \wedge (\mathbf{ev}_2 \cdot \nabla I = 0) \\ & \wedge (\lambda_1 \leq \lambda_2 < 0) \}. \end{aligned} \quad (3.19)$$

Die Bestimmung der Gefäßmittellinie erfolgt ausgehend von einem Startpunkt durch einen Gradientenabstieg zum nächstgelegenen Voxel aus IK und anschließend einer Verfolgung des Intensitätskamms.

Wörz und Rohr [Wörz 07] stellen ein Gefäß-Folge-Verfahren vor, das ein lokales parametrisches Zylinderprofil mit kreisförmigem Querschnitt an die Bildintensitäten anpasst und dem Gefäßverlauf durch Anwendung eines *Kalman-Filters* [Kalman 60] folgt. Im Gegensatz zu vielen anderen Arbeiten modellieren sie das Intensitätsprofil von Gefäßquerschnitten nicht durch ein Gauß-Profil (z. B. [Krissian 00]), sondern durch ein Gauß-geglättetes zylindrisches Modell, wodurch insbesondere bei großen Gefäßen ein realistischeres Modell entsteht. Die Anpassung des lokalen Zylinders in einen kugelförmigen Bildausschnitt erfolgt als Minimierungsproblem der kleinsten Fehlerquadrate durch Anwendung der *Levenberg-Marquardt-Methode* [Levenberg 44, Marquardt 63]. Durch die Annahme kreisförmiger Gefäßquerschnitte, beziehungsweise die Modellierung der Intensitäten des Gefäßquerschnitts als Zylinderprofil, fällt die Segmentierungsleistung bei dem Verfahren von Wörz und Rohr bei pathologischen Veränderungen des Gefäßes und in Verzweigungsbereichen ab.

Die Annahme eines linearen Systems, wie für den Einsatz des *Kalman-Filters* erforderlich. Durch sprunghafte Änderungen von Radius und Richtung insbesondere im Bereich von Gefäßverzweigungen und Pathologien, ist diese Bedingung jedoch nicht erfüllt [Lesage 09b]. Daher wurden als Alternative zu deterministischen Schätzverfahren *Partikel-Filter* vorgeschlagen, die in der Lage sind nicht-lineare Prozesse durch stochastische, auf Populationen basierende Abtastverfahren zu behandeln. Die Wahrscheinlichkeitsdichte wird dabei durch nicht-parametrische *Monte-Carlo-Methoden* angenähert, wobei eine diskrete Menge gewichteter Partikel zum Einsatz kommt. Jeder einzelne Partikel führt dabei eine rekursive Zustandsschätzung im zu optimierenden Parameterraum des Gefäßmodells durch. Florin et al. [Florin 05, Florin 06] haben gezeigt, dass ihr *Partikel-Filter* durch den Multihypothesen-Ansatz im Vergleich zu Monohypothesen-Verfahren weniger anfällig gegenüber Rauschen und anatomischen Anomalien ist. Ein wichtiger Nachteil der Partikelfilter ist jedoch der erhöhte Rechenaufwand, der proportional mit der Anzahl der Partikel steigt.

Aufbauend auf dem in Abschnitt 3.1.1 vorgestellten Filter von Frangi et al. stellen sie in [Frangi 99] ein zweistufiges Verfahren zur Gefäßsegmentierung vor. Die Erzeugung der Gefäßmittellinie

⁸ engl. *intensity ridge*: Gebirgsgrad der Bildintensität

erfolgt durch eine *aktive Kontur*⁹ [Kass 88], wobei als parametrische Beschreibung des Gefäßverlaufs und zur Bestimmung der internen Energie *B-Splines* eingesetzt werden. Die *internen Energien* $E_L(C)$, $E_K(C)$ bestimmen sich aus der Länge und der Krümmung des *B-Splines* und die *externe Energie* $E_{Ex}(C)$ leitet sich aus dem bereits vorgestellten Filter $\mathcal{V}_{\mathcal{F}}(\mathbf{x})$ ab (siehe Gleichung 3.11), der röhrenähnliche Strukturen des Bildes durch Analyse der Eigenwerte der *Hesse-Matrix* hervorhebt. Die genannten Energien definieren sich mit der Länge l der Raumkurve $C(s)$ ($l = \int_0^1 \|C(s)\| ds$) durch

$$E_L(C) = \frac{1}{l} \int_0^1 \|C'(s)\|^2 \|C(s)\| ds \quad (3.20)$$

$$E_K(C) = \frac{1}{l} \int_0^1 \|C''(s)\|^2 \|C(s)\| ds \quad (3.21)$$

$$E_{Ex}(C) = \frac{1}{l} \int_0^1 \mathcal{V}_{\mathcal{F}}(C(s)) \|C(s)\| ds \quad (3.22)$$

und die zu minimierende Gesamtenergie $E(C)$ der Mittellinienrepräsentation, gewichtet durch ω_L und ω_K , ist beschrieben durch

$$E(C) = E_{Ex}(C) + \omega_L E_L(C) + \omega_K E_K(C). \quad (3.23)$$

Die Raumkurve $C(s)$ mit minimaler Energie $E(C)$ entspricht der gesuchten Gefäßmittellinie zwischen zwei benutzerdefinierten Punkten.

Strahlbasierte Ansätze zur Erzeugung der Gefäßmittellinie senden Suchstrahlen aus, um Durchstoßpunkte der Strahlen mit der Gefäßwand zu bestimmen. Aus diesen Durchstoßpunkten wird anschließend die korrekte Position des Gefäßmittelpunktes bestimmt. Wink et al. [Wink 00] bestimmen iterativ aus dem bisherigen Verlauf der Mittellinie einen rechteckigen 2D Suchbereich, orthogonal zu dem erwarteten Gefäßverlauf. In dem 2D Suchfenster werden gleichmäßig verteilte Suchstrahlen um jeden Punkt \mathbf{p} innerhalb des Suchfensters zur Detektion von Durchstoßpunkten mit der Gefäßwand ausgesandt. Zum Ausgleich von Intensitätsabweichungen wird zur Gradientenbildung eine Faltung mit den normalisierten Ableitungen eines Gauss-Kernels durchgeführt, was der Theorie des *linearen Skalenraumes* in Gleichung 3.2 entspricht. Die Durchstoßpunkte der Suchstrahlen mit der Gefäßwand werden an dem ersten Maximum über einem Schwellwert des Intensitätsgradienten entlang dem jeweiligen Suchstrahl definiert. Innerhalb dieses Suchfensters wird dann aus den sich gegenüberliegenden Paaren von Durchstoßpunkten $\{(l_1, \bar{l}_1), \dots, (l_n, \bar{l}_n)\}$ der optimale Gefäßmittelpunkt bestimmt. Dies erfolgt durch Maximierung der Mittelpunktswahrscheinlichkeit P_{CL}

$$P_{CL}(\mathbf{p}) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \frac{\min(|l_i - \mathbf{p}|, |\bar{l}_i - \mathbf{p}|)}{\max(|l_i - \mathbf{p}|, |\bar{l}_i - \mathbf{p}|)}. \quad (3.24)$$

Zur Erhöhung der Robustheit schlagen sie ebenfalls eine Organisation möglicher Nachfolgepunkte als Suchbaum vor. Damit wird dieser Ansatz zu einem Multi-Hypothesen-Verfahren, bei dem jeweils eine Population aussichtsreicher Pfade weiter exploriert wird.

⁹ engl. *snakes*

Erzeugung der Gefäßkontur

Aufbauend auf der Gefäßmittellinie, die mit den zuvor beschriebenen Verfahren erzeugt werden kann, werden nachfolgend Ansätze beschrieben, mit denen eine Repräsentation der Gefäßkonturen bestimmt werden kann. Es lassen sich lokale Verfahren, die iterativ einzelne orthogonal zur Gefäßmittellinie liegende Konturen extrahieren, von globale Verfahren unterscheiden, die direkt eine Oberflächenrepräsentation eines 3D-Abschnitts bestimmen.

Tek et al. [Tek 01] stellen einen strahlenbasierten Ansatz zur Bestimmung von Konturen vor, der eine Erweiterung des im vorigen Abschnitt beschriebenen Ansatzes von Wink darstellt. Die Gefäßkontur wird dabei jedoch nicht wie zuvor durch eine Maximum-Suche entlang des geglätteten Strahls bestimmt, sondern es erfolgt eine 1D *mean-shift* Glättung¹⁰, wodurch eine erhöhte Robustheit gegenüber Bildrauschen erzielt wird. Das *mean-shift* Verfahren stellt einen Kerndichteschätzer¹¹ dar, der auf einen gemeinsamen *Orts-Intensitätsraum* angewandt, eine Glättung mit Erhaltung enthaltener Diskontinuitäten erzeugt. Comaniciu und Meer [Comaniciu 99, Comaniciu 02] verstehen unter dem gemeinsamen *Orts-Intensitätsraum* eines Bildes den durch Position und Intensität aufgespannten $(d + c)$ -dimensionalen Raum. Dabei bezeichnet d die Dimensionalität des Bildes und c die Anzahl der Farbkanäle. Im Falle eines 1D-Grauwertprofils lässt sich damit jeder Punkt entlang des Strahls als Tupel (\mathbf{x}_i, I_i) aus Position und Intensität beschreiben. Das Auffinden von Diskontinuitäten und damit Kanten im Bild lässt sich nun auf eine Aufteilung des Raumes anhand der Verteilungsdichte reduzieren.

Das *mean-shift* gefilterte Grauwertprofil kann nach Tek et al. [Tek 02] durch iteratives Anwenden der Gleichungen 3.25 und 3.26 bestimmt werden.

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \frac{\sum_{j=1}^N \mathbf{x}_j e^{-\frac{(\mathbf{x}_i^k - \mathbf{x}_j)^2}{2\sigma_x^2}} e^{-\frac{(I_i^k - I_j)^2}{2\sigma_I^2}}}{\sum_{j=1}^N e^{-\frac{(\mathbf{x}_i^k - \mathbf{x}_j)^2}{2\sigma_x^2}} e^{-\frac{(I_i^k - I_j)^2}{2\sigma_I^2}}} \quad (3.25)$$

$$I_i^{k+1} = \frac{\sum_{j=1}^N I_j e^{-\frac{(\mathbf{x}_i^k - \mathbf{x}_j)^2}{2\sigma_x^2}} e^{-\frac{(I_i^k - I_j)^2}{2\sigma_I^2}}}{\sum_{j=1}^N e^{-\frac{(\mathbf{x}_i^k - \mathbf{x}_j)^2}{2\sigma_x^2}} e^{-\frac{(I_i^k - I_j)^2}{2\sigma_I^2}}} \quad (3.26)$$

Der *mean-shift* Verschiebungsvektor \mathbf{d}_i für den Punkt \mathbf{x}_i kann anschließend durch

$$\mathbf{d}_i = \mathbf{x}_i^{k+1} - \mathbf{x}_i \quad (3.27)$$

berechnet werden.

Zur Bestimmung der Kontur wird eine deformierbare Front, ähnlich einer *aktiven Kontur*, bestimmt, deren Ausbreitungsgeschwindigkeit umgekehrt proportional zur Ableitung des Verschiebungsvektors \mathbf{d} bestimmt wird und zusätzlich über einen Glattheitsterm beeinflusst wird. So werden konvexe Konturen bevorzugt, die an starken Änderungen der

¹⁰ *mean shift* Verschiebung zum Mittelwert

¹¹ engl. *kernel density estimation*

Bildintensität zu liegen kommen. In [Tek 05] wird dieses Verfahren dahingehend erweitert, dass zusammenhängende Kurvensegmente durch ein Gruppierungsverfahren bestimmt werden und anschließend die optimale Gefäßkontur aus diesen Kurvensegmenten erzeugt wird.

Ein aus annotierten Daten trainiertes Modell der Erscheinung und Geometrie von Koronarien liegt dem Verfahren von Schaap et al. [Schaap 11] zu Grunde, um mit einem multivariaten linearen Regressionsverfahren die exakte Konturposition zu bestimmen. Sie setzen eine globale Optimierung zur Bestimmung der Gefäßkonturen ein, im Gegensatz zur sequentiellen Optimierung lokaler Formmodelle. Dies wurde beispielsweise de Bruijne et al. [De Bruijne 04] zur iterative Segmentierung von Aortenaneurysmen durch aktive Formmodelle [Cootes 95] vorgeschlagen.

Im Rahmen der Vorverarbeitung werden Kalzium-Ablagerungen unterdrückt, die als sehr helle Bereiche im Bild dargestellt werden und somit einen stark nichtlinearen Zusammenhang zwischen Formparametern und Bildintensitäten verursachen. Die Bildvorverarbeitung schwächt die Intensitäten der Kalzium-Ablagerungen ab, wodurch das kontrastierte Gefäßlumen als Bereich maximaler Intensitäten verbleibt. Durch iterative Anwendung eines Kerndichteschätzers mit gewichteter Gauß-Funktion werden Bildbereiche, deren Intensitäten deutlich über den erwarteten Intensitäten des Lumens liegen, abgesenkt.

Durch multivariate lineare Regression wird ein lineares Modell erlernt, das zur initialen Schätzung lokaler Formparameter $\beta_{\mathbf{x}}$ aus den Bildintensitäten eingesetzt wird.

$$\hat{H}_{RR} = \left(\sum_{i=1}^N \beta_i \tilde{\mathbf{I}}_i^T \right) \left(\sum_{i=1}^N \tilde{\mathbf{I}}_i \tilde{\mathbf{I}}_i^T + \lambda \mathcal{I} \right)^{-1} \quad (3.28)$$

$$\beta_{\mathbf{x}}^* = \hat{H}_{RR}(\mathbf{I}_{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{I}}), \quad (3.29)$$

wobei $\lambda \mathcal{I}$ ein Vielfaches der Einheitsmatrix, $\tilde{\mathbf{I}}_i = \mathbf{I}_i - \bar{\mathbf{I}}$ eine um den Mittelwert bereinigte Version des Bildausschnittes \mathbf{I}_i und $\bar{\mathbf{I}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{I}_i$ den Mittelwert aller zum Training verwendeten Bildausschnitte bezeichnet. Mit Gleichung 3.29 können dann optimale Formparameter $\beta_{\mathbf{x}}^*$ aus dem unbekanntem Bildausschnitt $\mathbf{I}_{\mathbf{x}}$ bestimmt werden.

Jede Kontur wird durch eine geordnete Liste von 30 Landmarken beschrieben, bestehend aus dem Konturschwerpunkt und 29 in gleichen Winkeln abgetasteten Punkten auf dem Gefäßrand. Nach einer initialen Schätzung der Landmarkenpositionen durch Bestimmung der Formparameter $\beta_{\mathbf{x}}^*$ mit Gleichung 3.29 erfolgt eine Optimierung der Landmarkenpositionen. Hierzu werden die Bildintensitäten orthogonal zum Gefäßrand in der Umgebung jeder Landmarke bestimmt, sogenannte Randprofile¹², und durch ein *k-nächste-Nachbarn*-Verfahren (*kNN-Verfahren*) deren Hauptkomponenten mit den entsprechenden Trainingsdaten abgeglichen. Hieraus wird durch eine Kerndichteschätzung mit einem Gauß-Kernel die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Aufenthaltsposition jeder Landmarke bestimmt durch

$$Pr(\mathbf{u}_{z,a} | \mathbf{b}_{z,a}) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathcal{N}(s_{z,a}^* + \mathbf{d}_{z,a}^k, \sigma_{knn} \mathbf{E}_n), \quad (3.30)$$

wobei die geschätzten Landmarkenpositionen $s_{z,a}^*$ sich aus den Formparametern der Gleichung 3.29 ergeben und die Korrekturterme $\mathbf{d}_{z,a}^k$ mit Hilfe des *kNN-Verfahrens* bestimmt werden. Der freie Parameter σ_{knn} beschreibt die Fehlergröße der *kNN-Analyse*. In einem

¹² engl. *boundary profiles*

abschließenden Schritt werden die Landmarkenschätzungen mit zugehöriger Unsicherheit zu einer Formbeschreibung der Gefäßkontur zusammengefügt.

3.2 Untersuchung von Blutgefäßverzweigungen

Die bislang vorgestellten Verfahren beschränken sich meist auf unverzweigte Gefäßabschnitte und berücksichtigen Verzweigungsbereiche in der Modellannahme nicht explizit. Dies zeigt sich in Bereichen, in denen die Modellannahme unverzweigter Gefäßabschnitte nicht erfüllt ist, wie beispielsweise durch abfallende Filterantworten der in Abschnitt 3.1.1 vorgestellten Hervorhebungfilter. Auch für die Erzeugung von Mittellinien beziehungsweise der Gefäßkonturen in Abschnitt 3.1.2 wird auf eine Berücksichtigung von Gefäßverzweigungen meist verzichtet, um die Komplexität des eingesetzten Modells nicht zu groß werden zu lassen. Für die Modellierung von Gefäßbäumen ist jedoch die Kenntnis von Verzweigungsbereichen von zentraler Bedeutung, weshalb nachfolgend auf spezialisierte Ansätze zur Erkennung und Segmentierung von Verzweigungen eingegangen wird.

Die Verzweigungsbereiche von Blutgefäßen wurden bereits 1926 von Murray [Murray 26] unter Berücksichtigung der physiologisch optimalen Geometrie untersucht. Damit lassen sich Aussagen über die Größenverhältnisse und Abzweigungswinkel von Blutgefäßen im Verzweigungsbereich treffen, die inzwischen unter anderem von Fanucci et al. [Fanucci 88] in der klinischen Praxis experimentell bestätigt wurden. Agam und Wu [Agam 05b, Agam 05a] definieren einen speziellen Filter zur Erkennung von Verzweigungsmustern auf Grundlage des *Strukturtenors* $ST(\mathbf{x})$. Der *Strukturtenor* ST an Punkt \mathbf{x} bestimmt sich aus dem Gradient ∇I des Bildes durch

$$\begin{aligned} ST_w(\mathbf{x}) &= \nabla I(\mathbf{x})^T \nabla I(\mathbf{x}) \\ &= \begin{pmatrix} I_x(\mathbf{x})^2 & I_x(\mathbf{x})I_y(\mathbf{x}) & I_x(\mathbf{x})I_z(\mathbf{x}) \\ I_y(\mathbf{x})I_x(\mathbf{x}) & I_y(\mathbf{x})^2 & I_y(\mathbf{x})I_z(\mathbf{x}) \\ I_z(\mathbf{x})I_x(\mathbf{x}) & I_z(\mathbf{x})I_y(\mathbf{x}) & I_z(\mathbf{x})^2 \end{pmatrix}. \end{aligned} \quad (3.31)$$

In einem Bildfenster \mathcal{W}_x werden die Eigenvektoren des Strukturtenors berechnet und somit die Vorzugsrichtungen der Bildstruktur, ähnlich wie zur Gefäßdetektion in Abschnitt 3.1.1 beschrieben, bestimmt. Im Gegensatz zu den Gefäßfiltern wird dieser Vorgang jedoch dreifach wiederholt, wobei nach jedem Schritt die Menge der Voxel \mathbf{x} , deren Strukturtenor die aktuelle Vorzugsrichtung unterstützen, für die weitere Untersuchung der Vorzugsrichtung nicht weiter berücksichtigt werden. Daraus ergeben sich drei Mengen von Eigenwerten $\{(\lambda_1^k, \lambda_2^k, \lambda_3^k)\}_{k=1}^3$, die eine Beschreibung von Strukturen mit mehreren unterschiedlichen Vorzugsrichtungen ermöglicht wie es in Verzweigungsbereichen der Fall ist.

Segmentierungsverfahren, die eine Menge von Partikeln einsetzen wie der zuvor beschriebene Ansatz von Florin et al. [Florin 05, Florin 06] sind in der Lage Gefäßverzweigungen implizit zu erkennen. Hierzu werden die Partikel iterativ zu Clustern zusammengefasst und ein Zerfall der Partikelmenge in mehrere Teilmengen wird als Verzweigung angesehen. Ein vergleichbarer Ansatz liegt wellenbasierten Regionenwachstumsverfahren zu Grunde [Bruijns 01, Eiho 04], die eine ausbreitende Wellenfront einsetzen, die sich in jedem Iterationsschritt um eine Schicht ausbreitet wie in Abbildung 3.7 veranschaulicht. Durch eine Zusammenhangsanalyse

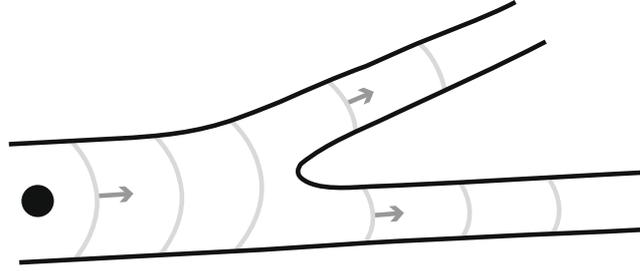


Abb. 3.7: Wellenbasierte Regionenwachstumsverfahren zur Verzweigungserkennung (Abbildung aus [Lesage 09b]).

der Wachstumsschicht lässt sich auch hier eine Verzweigung der Gefäßstruktur detektieren.

3.3 Modellierung von Blutgefäßbäumen

Eine geometrische Modellierung von Gefäßstrukturen bietet eine Vielzahl von Vorteilen gegenüber einer Repräsentation des Lumens in Form von Segmentierungsmasken. Neben einer üblicherweise deutlich kompakteren Darstellung durch eine parametrische Beschreibung kann die Menge zulässiger Gefäßformen auf plausible Ausprägungen eingeschränkt werden. Ebenfalls lassen sich dadurch Modellannahmen in den Segmentierungsprozess integrieren, die eine robustere Segmentierung gegenüber Bildrauschen, Artefakten oder örtlich benachbarten anatomischen Strukturen ermöglicht. Ebenso ergeben sich deutliche Vorteile während der Analyse des Segmentierungsergebnisses, da diagnostische Parameter direkt extrahiert werden können.

Tyrrell et al. [Tyrrell 07] stellen eine explizite Modellierung der Gefäßgeometrie auf Grundlage von Superellipsoiden¹³ vor, die eine gleichzeitige Beschreibung der Gefäßwand, der Gefäßmittellinie und der lokalen Pose erlaubt

$$S(\mathbf{x}, \epsilon_1, \epsilon_2) = \left(|x|^{\frac{2}{\epsilon_2}} + |y|^{\frac{2}{\epsilon_2}} \right)^{\frac{\epsilon_2}{\epsilon_1}} + |z|^{\frac{2}{\epsilon_1}}. \quad (3.32)$$

Hierbei bestimmen die Parameter ϵ_1 und ϵ_2 die Form des Superellipsoids, der im Falle von $\epsilon_1 = \epsilon_2 = 1$ zu einer (Einheits-)Kugel wird und für $\epsilon_1 \leq 1, \epsilon_2 = 1$ eine zylindrische Form annimmt. Zur Beschreibung der Gefäßform legen Tyrrell et al. den Parameter $\epsilon_2 = 1$ fest, so dass lediglich ϵ_1 die lokale Gefäßform beschreibt. Zusätzlich wird eine Skalierung der Formbeschreibung mit einer Diagonalmatrix $D(\boldsymbol{\sigma}) = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3)$, eine Rotation durch eine Rotationsmatrix $R(\boldsymbol{\phi})$ und eine Translation um $\boldsymbol{\mu}$ angewandt, so dass ein einzelner Superellipsoid mit 10 Freiheitsgraden $\boldsymbol{\beta} = (\boldsymbol{\mu}^T, \boldsymbol{\sigma}, \boldsymbol{\phi}, \epsilon_1)$ beschrieben wird durch

$$S(\mathbf{x}; \boldsymbol{\beta}) = S(D(\boldsymbol{\sigma})^{-1}R(\boldsymbol{\phi})^T(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}); \epsilon_1) \quad (3.33)$$

¹³ Rotationskörper einer Superellipse (auch *Lamésche Kurve* genannt) um die längste Achse. Anschaulich eine Mischform zwischen Ellipsoid und Zylinder.

Durch sequentielle Anordnung der Superellipsoide erfolgt eine Beschreibung der Gefäßform, wobei für den Abstand zwischen den Mittelpunkten \mathbf{m}_k und \mathbf{m}_{k+1} aufeinanderfolgender Elemente $\|\mathbf{m}_{k+1} - \mathbf{m}_k\| \leq 1,5 * \max\{\sigma_1^k, \sigma_2^k\}$ gilt, um Gefäßenden und Verzweigungsbereiche besser modellieren zu können. Verzweigungsbereiche werden in diesem Verfahren implizit

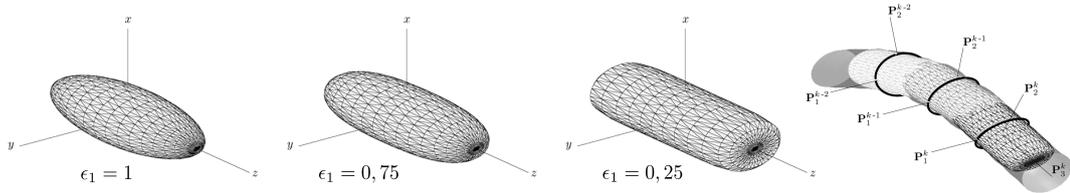


Abb. 3.8: Modellierung von Gefäßstrukturen durch Superellipsoide mit einem Freiheitsparameter ϵ_1 . Im linken Teil sind beispielhafte Superellipsoide für die Parameter $\epsilon_1 = 1$, $\epsilon_1 = 0,75$ und $\epsilon_1 = 0,25$ dargestellt. Durch sequentielle Anordnung wird durch die einhüllende Form eine Beschreibung der Gefäßwand erzeugt. (Abbildungen aus [Tyrrell 07]).

durch Überlagerung benachbarter Superellipsoide modelliert. Der Extraktionsvorgang startet ausgehend von einer Menge von Saatpunkten und bricht ab, falls sich Superellipsoide überlagern.

Mit dem vorgeschlagenen Verfahren können jedoch durch die abschnittsweise Modellierung der Gefäßgeometrie durch Superellipsoide keine beliebigen Querschnitte abgebildet werden. Vielmehr beschränkt sich die Darstellbarkeit auf Gefäßstrukturen mit elliptischen Querschnitten, wie auch aus Darstellung 3.8 hervorgeht.

Einen flexibleren Ansatz stellen Volkau et al. [Volkau 05, Volkau 08] in ihren Arbeiten vor. Ursprünglich [Volkau 05] beschreiben sie einen Ansatz zur Modellierung des arteriellen intrakraniellen Gefäßsystems. Dabei wird zwischen Verzweigungsbereichen, die durch *B-Unterteilungsverfahren* beschrieben werden, und unverzweigten Bereichen unterschieden, die als tubuläre Struktur mit kreisförmigem Querschnitt beschrieben werden.

In ihrer späteren Arbeit [Volkau 08] erweitern sie dieses Verfahren zu einem flexiblen Ansatz zur Modellierung des venösen intrakraniellen Gefäßsystems. Dabei wird regelbasiert zwischen der Anwendung mehrerer Modellannahmen unterschieden, die Gefäßquerschnitte als kreisförmig, elliptisch oder als Freiform beschreiben. Dies wird erforderlich, da die geometrische Form von Venen deutlich von Arterien abweicht (Siehe hierzu auch Kapitel 2.1). Die Auswahl des geeigneten Formmodells richtet sich nach den Fehlermaßen F_K, F_E

$$F_K = \frac{\text{area}(A \Delta B)}{2\pi r}$$

$$F_E = \frac{\text{area}(A \Delta B)}{\pi \sqrt{2(m_0^2 + m_1^2)}} \quad (3.34)$$

wobei $A \Delta B = (A \cup B) - (A \cap B)$ den Fehler zwischen dem tatsächlichen Gefäßquerschnitt A und dem entweder als Kreis oder als Ellipse beschriebenen Querschnitt B bezeichnet. Darüber hinaus bezeichnet r den Radius der Kreisapproximation und m_0 beziehungsweise m_1 die Hauptachsen der approximierenden Ellipse. Mit diesen Fehlermaßen schlagen Volkau et al. die folgende Entscheidungskette zur Modellierung eines Gefäßquerschnitts mit zunehmender Komplexität vor:

Falls	$F_K \leq 0,5$	\Rightarrow	Modellierung als Kreis,	(3.35)
sonst	$F_E \leq 0,5$	\Rightarrow	Modellierung als Ellipse,	
sonst		\Rightarrow	Modellierung als Freiform.	

Für die Beschreibung der Geometrie im Bereich von Gefäßverzweigungen wird ein *Unterteilungs-Verfahren mit B-Spline-Oberflächen*¹⁴ eingesetzt, das auf dem Verfahren von Catmull und Clark [Catmull 78] aufbaut und ein Vierecks-Netz erzeugt. Durch den hohen Aufwand werden lediglich zwei Iterationsschritte in einem kleinen Bereich um die Verzweigung angewandt.

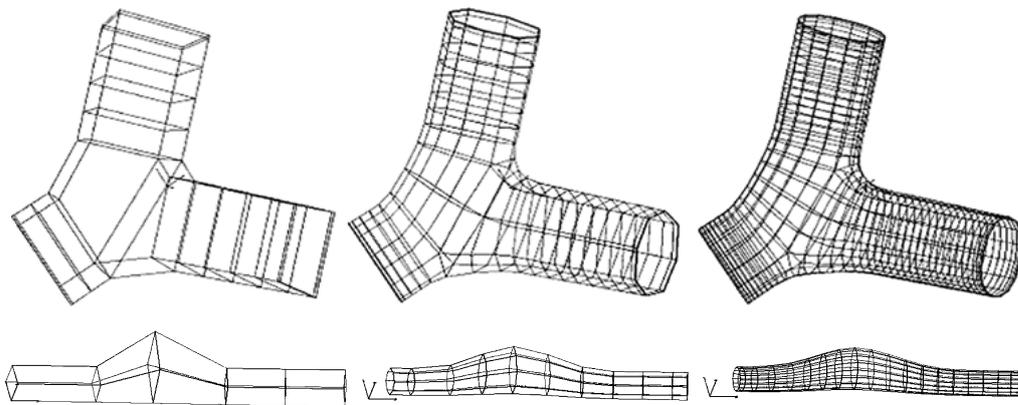


Abb. 3.9: Erzeugung der Gefäßoberfläche durch *B-Spline Unterteilung*. Es sind die ersten zwei Iterationsschritte zur Verfeinerung des Netzes in einem Verzweigungsbereich (obere Reihe) und einem unverzweigten Abschnitt (untere Reihe) dargestellt. (Abbildungen aus [Volkau 05]).

Gülsün et al. [Gülsün 08b] schlagen ein direktes Verfahren zur Erzeugung eines vollständigen Gefäßbaums durch ein Maß der *Mittigkeit*¹⁵ vor, welches in 2D Gefäßquerschnitten die Mittellinie ohne vorherige Segmentierung des Lumens bestimmt. Dabei verwenden sie als Modell-Annahme ebenfalls einen kreisförmigen Gefäßquerschnitt und detektieren den Gefäßrand durch ein Multi-Skalen-Filter. Aus der Filterantwort wird eine Kostenkarte erzeugt, die die Grundlage für die Bestimmung des Gefäßverlaufs durch ein diskretes Optimierungsverfahren (Verfahren nach Dijkstra [Dijkstra 59]) bildet, wie dies bereits in Abschnitt 3.1.2 vorgestellt wurde.

Die Erweiterung des Verfahrens ermöglicht eine Extraktion eines vollständigen Gefäßbaums. Hierzu wird die Kostenkarte lediglich durch einen Startpunkt initialisiert und die Suche an allen Stellen abgebrochen, an denen die Filterantwort unter einen zuvor definierten Schwellwert fällt, wodurch eine Menge potentieller Gefäßenden bestimmt wird. Darin sind jedoch redundante und fehlerhafte Pfade enthalten, die durch ein *Pruning-Verfahren* in Abhängigkeit von dem durchschnittlichen Radius entlang des Pfades eliminiert werden.

¹⁴ engl. *B-spline subdivision*

¹⁵ engl. *medialness measure*

In der Erweiterung dieses Ansatzes [Gülsün 08a] wird ein Verfahren zur Erzeugung von

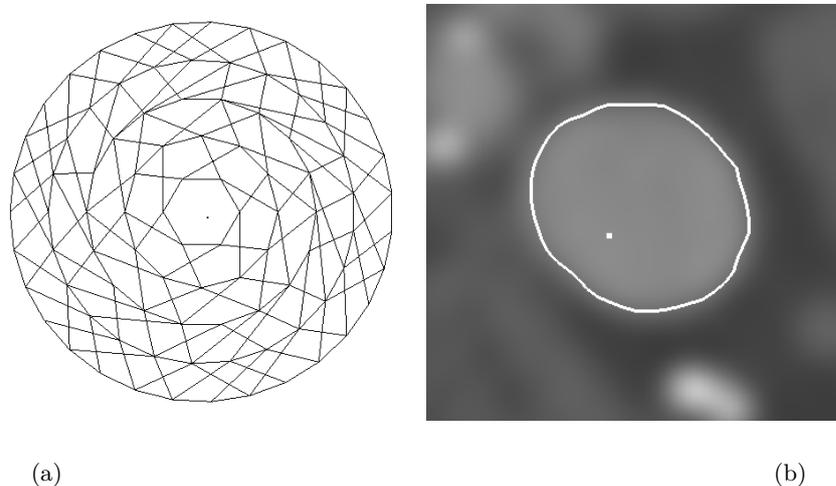


Abb. 3.10: Durch Bildmerkmale gewichtete Kanten eines gerichteten Graphen ((a)) definieren mögliche Kantenverläufe der Gefäßkontur. Die Bestimmung der Gefäßkontur ((b)) erfolgt dann durch die Methode des *minimalen mittleren Zyklus*. (Abbildungen aus [Gülsün 08a]).

2D-Gefäßkonturen orthogonal zum Gefäßverlauf vorgeschlagen, das auf *minimalen mittleren Zyklen* in ungerichteten Graphen basiert [Jermyn 01]. Hierfür wird ein gerichteter Graph $G = (V, E)$ wie in Abbildung 3.10 mit zugeordneten Kantengewichten $w(e)$, $e \in E$ definiert. Niedrige Kantengewichte stehen dabei für Voxelübergänge, deren Erscheinung konform zu einer möglichen Position der Gefäßkontur ist. Die Gefäßkontur entspricht nun dem Zyklus $C = (e_i, e_j, \dots, e_k, e_i)$, mit minimalem mittlerem Kantengewicht $\sum_{e \in C} w(e)/|C|$. Durch diesen Ansatz lassen sich keine beliebigen Konturformen erzeugen, sondern zulässige Formen sind durch die Konstruktion des zyklischen Graphen G (3.10a) beschränkt.

Durch einfache Triangulation benachbarter Konturen wird dann eine Repräsentation der Gefäßwand als Oberflächennetz erzeugt, wobei jedoch keine Behandlung von Verzweigungsbereichen oder überlappenden Konturen erfolgt. In Abschnitt 7.1 werden die sich hieraus ergebenden Fragestellungen und Lösungsansätze bei der Oberflächenerzeugung beschrieben.

Alternativ zu geometrischen Ansätzen zur Beschreibung von Gefäßbäumen modellieren Lorenz et al. [Lorenz 04] die Koronarien durch eine Mittellinienrepräsentation und zugeordnete anatomische Nomenklatur. Damit wird neben einer vereinfachten Interaktion durch den Radiologen beispielsweise auch eine Zuordnung zu anatomischen Strukturen ermöglicht, die insbesondere für anatomische Schlussfolgerungen¹⁶ durch Ontologien von entscheidender Bedeutung ist [Trelease 06]. Allerdings ist das Modell auf die drei Hauptäste der Koronarien beschränkt (RCA = right coronary artery, LAD = left anterior descending coronary artery und LCX = circumflex coronary artery) und wird durch eine affine Abbildung (Translation, Rotation, Skalierung und Scheerung) unter Minimierung des euklidischen Abstandes auf patientenspezifische Anatomie abgebildet.

¹⁶ engl. *anatomical reasoning*

3.4 Detektion anatomischer Landmarken

Die bislang vorgestellten Verfahren zur Segmentierung und Modellierung von Gefäßstrukturen ermöglichen eine Extraktion von im Datensatz enthaltenen Strukturen. Allerdings erfordern die Segmentierungsverfahren entweder eine manuelle Initialisierung oder sie führen eine vollständige Betrachtung des gesamten Volumens durch. Für eine vollautomatische Aufbereitung tomographischer Daten zur Unterstützung des Radiologen bei der Erstellung der Diagnose ist jedoch weder ein interaktiver Ansatz, noch ein zeitaufwändiges multi-Skalen-Verfahren wünschenswert. Daher kommen vollautomatische Verfahren zur Detektion *anatomischer Landmarken* zum Einsatz, die charakteristische und eindeutig beschreibbare Punkte des Gefäßbaumes detektieren und damit eine Initialisierung zur Segmentierung des Gefäßbaumes bereitstellen. Angewandte Techniken zur Detektion *anatomischer Landmarken* basieren beispielsweise auf *aktiven Formmodellen*¹⁷, maschinellen Lernverfahren oder Atlas-basierten Verfahren und unterscheiden sich stark durch den Anteil des verwendeten anatomischen Wissens wie dies auch in den vorigen Abschnitten der Fall war.

3.4.1 Aktive Formmodelle und aktive Erscheinungsmodelle

Die von Cootes et al. [Cootes 95] eingeführten *aktiven Formmodelle* (ASM) beschreiben die Form eines Objektes durch ein Durchschnittsmodell und Abänderungen von diesem entlang von Haupt-Änderungsrichtungen. Dazu wird aus einer Menge von Trainingsdaten durch Punktkorrespondenzen ein mittleres Formmodell bestimmt, und mit der *Hauptkomponenten-Analyse*¹⁸ (PCA) werden die Haupt-Änderungsrichtungen bestimmt. Die Extraktion des Objektes in einem unbekanntem Bild erfolgt dann als Gradientenabstiegsverfahren, beschränkt auf plausible Formen durch das Formmodell, mit Hilfe lokaler Merkmalsanalysen. *Aktive Erscheinungsmodelle*¹⁹ (AAM) [Cootes 01] erweitern diesen Ansatz, indem sie zusätzlich die Textur des zu untersuchenden Objektes berücksichtigen.

Als vorbereitenden Schritt erfordern ASM-Verfahren das Training der Formausprägungen aus einer annotierten Trainingsdatenmenge zur Erzeugung des sogenannten *Punktverteilungsmodells*²⁰ (PDM), mit dem eine Restriktion auf plausible Formen während des Segmentierungsprozesses erzielt wird. Die Beschreibung der Form eines Objektes erfolgt transformationsinvariant bezüglich Translation, Rotation, und Skalierung, wie von Cootes et al. [Cootes 95] vorgeschlagen. Hierzu erfolgt eine Ausrichtung aller *Formausprägungen* der Trainingsdatenmenge durch Anwendung von *Procrustes Methode* [Goodall 91], die eine iterative Minimierung der Abstandskvadratrate korrespondierender Punkte durchführt. Eine *Formausprägung* \mathbf{x}_i ist dann definiert als eine geordnete Menge von n unterscheidbaren Punkten, den sogenannten *Landmarken*, auf dem Objekt $\mathbf{x}_i = (x_{i,0}, y_{i,0}, z_{i,0}, x_{i,1}, y_{i,1}, z_{i,1}, \dots, x_{i,n-1}, y_{i,n-1}, z_{i,n-1})$. Die Menge der *Landmarken* besteht nach Cootes [Cootes 95] aus Punkten, die anwendungsspezifische Bedeutung haben (beispielsweise präzise definierbare *anatomische Landmarken*); anwendungsunabhängig sind (beispielsweise Punkte maximaler Krümmung einer Oberfläche) oder aus diesen beiden Typen interpoliert werden können.

¹⁷ engl. *active shape model*

¹⁸ engl. *principal component analysis*

¹⁹ engl. *active appearance model*

²⁰ engl. *point distribution model*

Aus den ausgerichteten Formvektoren \mathbf{x}_i wird nun ein parametrisiertes *Erzeugendensystem* $M(\mathbf{b})$ mit dem Parametervektor \mathbf{b} bestimmt, aus dem sich alle zulässigen *Formausprägungen* \mathbf{x} ableiten lassen. Das *Erzeugendensystem* wird durch Anwendung einer *Hauptkomponenten-Analyse* (siehe Abschnitt 4.2.1) auf die ausgerichteten Formvektoren durch die Durchschnittsform $\bar{\mathbf{x}}$ und die Kovarianzmatrix S beschrieben durch

$$S = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (3.36)$$

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \phi_S \cdot \mathbf{b}_S, \quad (3.37)$$

wobei $\phi_S = (\phi_1 \phi_2 \dots \phi_t)$ aus den t Eigenvektoren von S besteht, die zu den betragsmäßig größten Eigenwerten von S korrespondieren. Der Vektor $\mathbf{b}_S = \phi_S^T \cdot (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})$ bezeichnet die Parameter der Ausprägung des Formmodells, wobei die Beträge der Einträge von \mathbf{b}_S zur Begrenzung der Formabweichung meist limitiert werden [Cootes 99].

Für die Bestimmung korrekter Landmarkenpositionen in einem unbekanntem Bild wird das mittlere Formmodell $\bar{\mathbf{x}}$ möglichst gut im Bild initialisiert und anschließend der Parametervektor \mathbf{b}_S iterativ optimiert. Der Optimierungsprozess alterniert dabei zwischen Form- und Bildmerkmalen, wodurch eine robuste Segmentierung erzielt wird, die auf zulässige *Formausprägungen* im Sinne der Trainingsdaten eingeschränkt ist. Die Bildmerkmale in der Umgebung der Landmarkenpositionen werden, häufig orthogonal zur gewünschten Oberfläche, ausgewertet und mit deren Hilfe die Landmarkenposition verschoben. Anschließend wird der so optimierte Parametervektor \mathbf{b}_S wieder auf plausible Werte beschränkt.

Aktive Formmodelle und auch *aktive Erscheinungsmodelle* haben den Nachteil, dass sie eine gute Initialisierung erfordern und somit meist semi-automatische Ansätze darstellen oder ein vollautomatisches Initialisierungsverfahren realisiert werden muss. Durch den Entwurf als Gradienten-basiertes Suchverfahren besteht darüber hinaus das Risiko ein lokales Optima zu liefern [Zheng 08]. Es existiert eine Vielzahl von Erweiterungen des ASM-Verfahrens, die versuchen einzelne Schritte des Verfahrens zu verbessern. So schlagen Ginneken et al. [Van Ginneken 02] vor, bei Anpassung der Landmarkenposition eine umfangreiche Menge bildbasierter Merkmale einzusetzen, um mit einem nichtlinearen *kNN-Klassifikator* die optimale Landmarkenposition zu bestimmen. Eine weitere Möglichkeit zur konsistenten Aktualisierung benachbarter Landmarkenpositionen besteht in dynamischer Programmierung wie von Behiels et al. [Behiels 02] beschrieben oder eine Berücksichtigung der Konfidenz der Landmarkenposition [Cootes 94]. Ebenfalls ist eine hinreichend genaue Initialisierungsposition des mittleren Formmodells ein wichtiger Aspekt zur erfolgreichen Anwendung und Konvergenz von ASM-Verfahren. Als Alternative zu einer manuellen Initialisierung kann auch eine erschöpfende Untersuchung des gesamten Volumens durchgeführt werden. Damit ist es dann möglich, den optimalen Parametervektor \mathbf{b}_S direkt durch Optimierung einer Kostenfunktion zu bestimmen, die sowohl Form- als auch Intensitäts-Eigenschaften enthält [Seghers 07a, Seghers 07b].

Aktive Formmodelle bilden die Grundlage für nachfolgend beschriebene Verfahren zur Erzeugung plausibler *Formausprägungen* im Sinne einer zu Grunde liegenden Trainingsdatenmenge. ASM- und AAM-Verfahren werden jedoch meist nicht direkt zur Detektion anatomischer Landmarken eingesetzt. Der Einsatz von generischen Randdetektoren ist zur Detektion von Gefäßlandmarken durch teils schwach ausgeprägte Kanten und komplexe Strukturen des

Hintergrunds nur eingeschränkt geeignet [Zheng 08].

3.4.2 Maschinelle Lernverfahren zur Detektion anatomischer Landmarken

Zhan et al. [Zhan 11] untersuchen die automatische Ausrichtung der Aufnahmeschichten für Magnetresonanz-Aufnahmen des Knies auf Grundlage von vorab aufgenommenen 3D-Übersichtsbildern²¹. Durch eine hohe Auflösung innerhalb einer Schicht aber großen Schichtabstand zwischen benachbarten Schichten ist eine optimale Ausrichtung erforderlich. Der Einsatz von Registrierungsverfahren zur Ausrichtung eines vorliegenden Übersichtsbildes auf ein Referenzbild mit bekannter Lösung erzielt nicht die gewünschten Ergebnisse, wenn enthaltene anatomische Strukturen sich beispielsweise durch pathologische Veränderungen deutlich unterscheiden. Zhan et al. beobachten diesen Effekt ebenfalls bei Patienten mit Implantaten oder starken Artefakten im Bildausschnitt. Auch der Einsatz eines Multi-Atlas-Verfahrens, bei dem eine Abbildung auf das am besten übereinstimmende Referenzbild einer annotierten Atlas-Basis erfolgt, verbessert das erzielte Ergebnis nur unerheblich. Stattdessen setzen sie eine Menge hierarchisch organisierter lokaler Detektoren ein, die jeweils eine Gruppe benachbarter *anatomischer Landmarken* mit räumlicher Relation detektieren. Die räumliche Relation wird dabei nicht global betrachtet, wie dies bei *aktiven Formmodellen* der Fall ist, sondern lediglich unter Berücksichtigung einer Teilmenge benachbarter Landmarken. Die lokalen Detektoren werden iterativ aufgerufen, um die Lageparameter des anatomischen Modells iterativ zu verbessern, wobei die Reihenfolge nicht vorgegeben, sondern im Rahmen des Lernverfahrens trainiert wird. Die lokalen Detektoren basieren auf der Architektur von Viola Jones [Viola 04] und setzen eine Menge primitiver Bildmerkmale (*Haar-Merkmale*) ein, um auf Grundlage einer Menge annotierter Daten einen *AdaBoost*-Klassifikator zu trainieren.

Zur Segmentierung des Herzens mit einem 4-Kammer-Herzmodell stellen Zheng et al. [Zheng 08] einen zweistufigen Ansatz vor, der ebenfalls die Detektion anatomischer Landmarken erfordert. Im ersten Schritt werden Kontrollpunkte anatomischer Strukturen detektiert, die im anschließenden zweiten Schritt die Ausrichtung der Grenzflächen zur Organbeschreibung lenken. Die effiziente Bestimmung der Kontrollpunkte beruht auf *marginal space learning*²² (MSL) und *steerable features*²³ (SF), wodurch sich der Suchraum zur Bestimmung der Modellparameter massiv reduzieren lässt. Für MSL werden Klassifikatoren eines maschinellen Lernverfahrens nicht im gesamten Parameterraum trainiert, sondern es erfolgt ein inkrementelles Training in Unterräumen der Datenmenge.

Die Modellierung des Oberflächennetzes als *statistisches Formmodell* erfordert die Bestimmung von Korrespondenzpunkten (siehe statistische Modellierung plausibler *Formausprägungen* bei *ASM-Verfahren* 3.4.1). Diese werden entlang von Konturen äquidistant abgetastet, die sich durch Schnitt des Oberflächennetzes mit einer Ebene ergeben.

²¹ engl. *scout scans*

²² engl. *marginal space learning* Lernen von Randwertverteilungen. Verfahren zur inkrementellen Untersuchung eines Parameterraumes in Unterräumen der Datenmenge.

²³ engl. *steerable features* steuerbare / lenkbare Merkmale. Bildmerkmale, die sich unter beliebiger Orientierung mit geringem Aufwand auswerten lassen.

Die Orientierung des Herzmodells wird durch einen neundimensionalen Formvektor H beschrieben, der sich aus Translation $T = \mathbf{x} = (x, y, z)$, Rotationsmatrix $R(\psi, \phi, \theta)$, und Skalierung (S_x, S_y, S_z) der Herzkammer zusammensetzt. Im Gegensatz zu ASM- und AAM-Verfahren erfolgt die Bestimmung des Formvektors $H = (x, y, z, \psi, \phi, \theta, S_x, S_y, S_z)$ jedoch nicht durch eine Gradienten-basierte Optimierung. Stattdessen wird die Menge möglicher Hypothesen vollständig durch Klassifikatoren untersucht und das Maximum ausgewählt. Eine naive Auswertung aller Hypothesen des Parameterraumes zur Bestimmung des globalen Maximums ist jedoch zu aufwändig. Eine Unterteilung des Suchraumes durch Einsatz von *marginal space learning* ermöglicht durch Projektion auf Unterräume eine Eingrenzung auf eine Teilmenge der Parameter. Dadurch ist eine Dimensionsreduktion untersuchter Wertebereiche möglich, wie in Abbildung 3.11a veranschaulicht. Durch eine schrittweise Erweiterung der betrachteten Parametermenge, unter Beibehaltung aussichtsreicher Kandidaten der Vorstufe, erfolgt die Bestimmung des optimalen Formvektors. Das Training der eingesetzten Klassifikatoren jeder Stufe ist durch diesen Ansatz beschränkt auf die aktuell untersuchte Parametermenge. Damit lassen sich große Teile des Parameterraumes verwerfen und der erforderliche Aufwand wird signifikant reduziert.

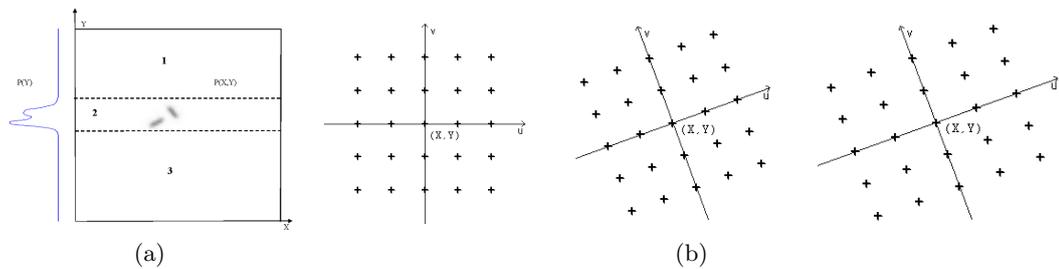


Abb. 3.11: In Abbildung (a) wird durch *marginal space learning* ein Klassifikator auf einer Randwertverteilung $p(y)$ trainiert, wodurch große Teile des Suchraums nicht betrachtet werden müssen. Ein weiterer Klassifikator betrachtet dann die multivariate Verteilung $p(x, y)$ in einem eingeschränkten Suchraum (Bereich 2). Abbildung (b) zeigt die Anwendung von *steerable features* zur Ausrichtung des Abtastrasters bei der Objektlokalisierung von links nach rechts durch Translation (X, Y) , Rotation um Winkel ψ und anisotrope Skalierung (S_x, S_y) (Abbildungen aus [Zheng 08]).

Für die Bestimmung der Rotationsmatrix werden lokale Merkmale der Bildintensität und des Gradienten eingesetzt, um schwache Klassifikatoren eines *probabilistic boosting trees* [Tu 05] zu trainieren. Hierfür ist es erforderlich, mit großem Aufwand das zu untersuchende Volumen zu rotieren, oder eine Rotation des Merkmals durchzuführen was jedoch für die weit verbreiteten *Haar-Merkmale* [Viola 01] nicht effizient möglich ist. Stattdessen stellen Zheng et al. [Zheng 08] mit *steerable features* ein Verfahren vor, bei dem lediglich eine Transformation des Abtastmusters, an dem lokale Merkmale ausgewertet werden, durchgeführt wird. Als lokale Merkmale werden auf Grundlage der Intensität und des Gradienten für jeden Abtastpunkt effizient bestimmbare Merkmale erzeugt. Das Vorgehen ist in Abbildung 3.11b veranschaulicht, wobei für ein definiertes Abtastraster eine Translation $T = (X, Y)$, dann eine Rotation um Winkel ψ und abschließend eine anisotrope Skalierung mit (S_x, S_y) durchgeführt wird. Der große Effizienzgewinn dieses Verfahrens liegt darin,

dass lediglich ein geringer Teil des gesamten Volumens untersucht wird und die aufwändige Rotation des Volumens entfällt.

Eine ebenfalls auf den Technologien *marginal space learning* und *steerable features* basierende Architektur für hierarchische Analyse und semantische Navigation von CT-Ganzkörperdaten stellen Seifert et al. [Seifert 09] vor. Dabei wird ein Netzwerk bestehend aus anatomischen 1D und 3D Landmarken erlernt um CT-Volumina effizient untersuchen zu können und eine Schätzung der Position und Abmessung enthaltener *anatomischer Landmarken* und Organe zu erhalten. Das System ist in der Lage, neben 19 Körperlandmarken auch sechs Organe in Form von Oberflächennetzen zu segmentieren. Im Gegensatz zu dem Verfahren von Zheng et al. [Zheng 08] ist die Anwendung somit nicht auf ein einzelnes Organ beschränkt. Daher ist es erforderlich in einer vorgeschalteten Verarbeitungsstufe eine Schätzung des enthaltenen Körperausschnittes durchzuführen. Daraus lässt sich die Menge enthaltener Landmarken und Organe ableiten und eine organspezifische Segmentierung durch ein statistisches Formmodell initialisieren.

Die Erkennung des Körperausschnittes setzt ebenfalls *probabilistic boosting trees* mit *Haar-Merkmalen* ein, um drei charakteristische Schichten (z_0, z_1, z_2) orthogonal zur Körperachse z zu detektieren. Die Landmarkendetektoren $\phi_i, i = 1, \dots, n$ der insgesamt $n = 19$ definierten *anatomischen Landmarken* betrachten Suchbereiche relativ zu den zuvor detektierten Körperschichten. Die Detektionsantwort der Klassifikatoren $\Phi_i(\mathbf{x}_i | V)$ für Landmarkenpositionen \mathbf{x}_i wird durch

$$P(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n) = \frac{1}{Z} \prod_i \theta_i(\mathbf{x}_i | V) \prod_{(i,j) \in E} \psi_{ij}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (3.38)$$

als *Markow-Netzwerk* beschrieben. Dabei bezeichnet $\psi_{ij}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ die paarweise geometrische Relation zwischen *anatomischen Landmarken* und Z eine Normalisierungskonstante. Die Menge aller Nachbarschaftsrelationen wird dabei durch einen ungerichteten Graphen mit Kantenmenge E modelliert. Die Bestimmung optimaler Landmarkenpositionen $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n\}$ erfolgt anschließend innerhalb des *Markow-Netzwerks* durch ein Nachrichten-Austausch-Verfahren (*Belief-Propagation*). Für eine detaillierte Betrachtung von *Markow-Netzwerken* zur Bestimmung *anatomischer Landmarken* sei auf Abschnitt 6.2 verwiesen, da dieser Ansatz die Grundlage des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahrens darstellt.

3.5 Zusammenfassung und Bewertung

In dem vorangegangenen Kapitel wurde ein Einblick in verwandte Arbeiten im Bereich der Segmentierung und Analyse arterieller Blutgefäßbäume aus tomographischen Bilddaten gegeben. Die Rahmenbedingungen dieser Arbeit erfordern, wie in der Einleitung motiviert, eine flexible Einsetzbarkeit der Verfahren, falls lediglich Teile der erwarteten anatomischen Strukturen in dem vorliegenden Bildausschnitt enthalten sind. Darüber hinaus ist eine effiziente Analyse des Datensatzes essentiell.

Zu Beginn des Kapitels wurden filterbasierte Verfahren zur Hervorhebung vaskulärer Strukturen betrachtet. Diese Ansätze basieren auf einer Eigenwert-Analyse der *Hesse-Matrix* zur Untersuchung der lokalen Bildintensität. Der Einsatz erfolgt als Multi-Skalenfilter, wodurch das gesamte Volumen mehrfach vollständig betrachtet werden muss. Das Filterergebnis

stellt einen Indikator der Gefäß-Ähnlichkeit dar und dient als Grundlage zur Detektion von Gefäßmittellinien und einer groben Schätzung des Gefäßradius. Hierfür wurden neben Verfahren zur Lösung der *Eikonal-Gleichung* (*Fast-Marching-Verfahren*) auch *morphologische Operatoren* (Skelettierung) vorgestellt. Durch das sehr hohe zu betrachtende Datenvolumen im Rahmen dieser Arbeit (Ganzkörperdatensätze können aus >2000 Schichten à 512×512 Voxeln bestehen), ist eine erschöpfende Untersuchung des Bildstapels kaum realisierbar. Allerdings ist der Ansatz zur Betrachtung eines kleinen Bildausschnitts bei gleichzeitiger Kenntnis des erwarteten Gefäßdurchmessers sehr vielversprechend. Im Rahmen dieser Arbeit werden filterbasierte Hervorhebungsverfahren aus diesem Grund zur Detektion von Kandidatenpositionen bei der Landmarkendetektion eingesetzt.

Zur Erzeugung der Gefäßkontur wurden Verfahren auf Basis von *aktiven Konturen* betrachtet. Diese werden als Energie-Minimierungs-Problem formuliert und berücksichtigen die lokale Bildintensität sowie ein erwartetes Formmodell. Die vorgestellten Ansätze sind entweder auf sehr spezifische Fragestellungen, wie die Segmentierung des Thrombusgewebes bei Aortenaneurysmen, zugeschnitten oder setzen nur sehr begrenzt anatomisches Wissen ein. *Aktive Konturen* bieten eine geeignete Möglichkeit anatomisches Wissen in Form der erwarteten Gefäßgeometrie in den Segmentierungsprozess einzubringen. Allerdings verfügen die bestehenden, allgemeinen Ansätze nicht über das erforderliche anatomische Kontextwissen zur gefäßspezifischen Segmentierung. Durch eine Verknüpfung des Segmentierungsprozesses einzelner Gefäßabschnitte mit einer präzisen Beschreibung der Anatomie wird in dieser Arbeit diese Lücke geschlossen. Dadurch verfügt sowohl die Extraktion der Gefäßmittellinie als auch der Gefäßwand über detaillierte geometrische Informationen des jeweils betrachteten Gefäßabschnitts und möglicher Verzweigungen.

Die vorgestellten Verfahren zur Detektion von Gefäßverzweigungen basierten entweder auf einer Zusammenhanganalyse während eines Regionenwachstumsverfahrens, oder auf einer Analyse des Strukturtenors. Meist werden diese Verfahren nicht eigenständig ausgeführt, sondern erfolgen parallel zur Gefäßsegmentierung. Wie bei den zuvor beschriebenen Verfahren ist die fehlende anatomische Kenntnis eine zentrale Schwachstelle dieser Verfahren. Die Gefäßtopologie der großen Arterien ermöglicht eine gezielte Detektion einzelner, abzweigender *Arterien*. Die entwickelte anatomische Wissensbasis stellt der Verzweigungserkennung dabei wertvolle Informationen über Verzweigungsposition sowie Anzahl, Richtung und Durchmesser abzweigender Blutgefäße zu Verfügung. Damit reduziert sich einerseits der Aufwand und es lässt sich eine erhöhte Robustheit erzielen.

Zur Modellierung von Gefäßbäumen wurden Ansätze insbesondere für die Beschreibung der Gefäßwand beschrieben. Neben Superellipsoiden kommen meist Ansätze auf Grundlage von kreisförmigen oder elliptischen Querschnitten bis hin zu Freiformkonturen zum Einsatz. Dabei steht meist die Beschreibung der Gefäßwand im Vordergrund und nicht die Modellierung der Anatomie des Gefäßbaumes. Neben einer reinen Beschreibung der Geometrie stellt die anatomische Interpretation des Segmentierungsergebnisses einen wichtigen Teil dieser Arbeit dar. Durch die anatomische Zuordnung einzelner Gefäßabschnitte wird einerseits eine Interaktion des Radiologen auf einem deutlich höheren Abstraktionsniveau ermöglicht. Andererseits bildet diese Korrespondenz aber auch eine wichtige Grundlage für fortführende Arbeiten zur gefäßspezifischen, vollautomatischen Detektion von Pathologien.

Anatomische Landmarken bilden die Basis für die Registrierung geometrischer Gefäßmodelle und für die Erzeugung einer anatomischen Wissensbasis. Die vorgestellten maschinellen Lernverfahren verwenden intensitätsbasierte Bildmerkmale, um damit für eine Trainingsdatensmenge die erwartete umgebende Struktur einer jeweiligen Landmarke zu erlernen. Damit wird der anatomische Kontext in der Umgebung der jeweiligen Landmarke lediglich implizit trainiert. Eine Überprüfung des erlernten Wissens ist dabei selten möglich, da es nicht in von Menschen lesbarer Form vorliegt. Darüber hinaus sind die meisten maschinellen Lernverfahren nicht in der Lage von Experten zur Verfügung gestelltes anatomisches Wissen, beispielsweise in Form erwarteter Gefäßdurchmesser oder vorkommender Normvarianten, zu verwenden. Im Rahmen dieser Arbeit wird dies dadurch ermöglicht, dass die Landmarkendetektion auf einer von Menschen lesbaren anatomischen Wissensbasis aufbaut. Dadurch kann das automatisch erlernte anatomische Wissen problemlos überprüft und mit verfügbarer Literatur abgeglichen werden. Gleichzeitig wird hiermit auch eine Anpassung der Wissensbasis durch Expertenwissen ermöglicht.

In den nachfolgenden Kapiteln wird ein vollautomatisches Verfahren vorgestellt, das in der Lage ist, die zuvor beschriebenen Aspekte zu berücksichtigen. Dazu wird ein anatomisches Modell diagnostisch relevanter Arterien des gesamten Körpers aus einer annotierten Trainingsdatensmenge erzeugt. Dieses Modell enthält neben einer detaillierten gefäßspezifischen Beschreibung der Gefäßgeometrie auch anatomische Landmarken, mit deren Hilfe eine präzise anatomische Zuordnung einzelner Gefäßabschnitte ermöglicht wird. Dadurch steht während dem Segmentierungsprozess spezifisches Modellwissen für den jeweils untersuchten Gefäßabschnitt zur Verfügung, wodurch eine robuste Extraktion enthaltener Blutgefäße ermöglicht wird. Im Gegensatz zu den bisher betrachteten Verfahren wird dem Segmentierungsverfahren detailliertes anatomisches Hintergrundwissen zur Verfügung gestellt, über das bisherige Verfahren nicht verfügen, da sie nicht in der Lage sind eine anatomische Zuordnung des betrachteten Gefäßabschnitts durchzuführen. Die extrahierte geometrische Beschreibung ist somit direkt mit dem anatomischen Hintergrundwissen verknüpft, wodurch eine anatomische Zuordnung und weitergehende Untersuchung einzelner Gefäßabschnitte ermöglicht wird.

Modellierung und Extraktion von Blutgefäßbäumen

Das *geometrische Modell* des Gefäßbaumes erfüllt eine Vielzahl von Aufgaben. So modelliert es, wie der Name bereits sagt, die Geometrie des arteriellen Gefäßsystems. Hierzu zählt neben einer präzisen Beschreibung der Gefäßwand und der Gefäßmittellinie ebenfalls eine Modellierung von Verzweigungsbereichen. Im Unterschied zu bestehenden Ansätzen zur Beschreibung von Gefäßbäumen modelliert der nachfolgend beschriebene Ansatz jedoch nicht nur die Geometrie. Ein zentrales Merkmal bildet die Korrespondenz zu einer anatomischen Beschreibung. So ist die geometrische Beschreibung mit einem anatomischen Modell verknüpft, das neben der Topologie des Gefäßsystems anatomische Beschreibungen enthält. Somit kann jeder Gefäßabschnitt des geometrischen Modells anatomisch identifiziert werden und es steht beispielsweise Informationen über benachbarte *anatomische Landmarken* oder angrenzende Blutgefäße zur Verfügung. Damit lassen sich abstrakte Anfragen der Form *Wie sieht der Radienverlauf zwischen den Landmarken Valva aortae und der Bifurcatio aortae aus?* Oder mit Einsatz der Oberflächenerzeugung (Kapitel 7) *Animiere einen virtuellen Gefäßflug von der Aorta ascendens in Richtung A. carotis interna sinistra* bearbeiten. Durch die Verknüpfung des *geometrischen Modells* mit anatomischen Informationen werden sehr intuitive und attraktive Interaktionen des Radiologen mit dem Segmentierungsergebnis ermöglicht.

4.1 Beschreibung des anatomischen Kontextes

Die Verknüpfung eines Modells des arteriellen Blutgefäßbaumes mit verfügbarem anatomischem Wissen erfordert eine präzise Beschreibung des anatomischen Kontextes. Dabei ist es erforderlich die relative Lage zu umgebenden Strukturen wie Organen oder Knochen zu beschreiben. Nachfolgend wird dies als *externer Kontext* bezeichnet. Eine zentrale Anwendung des *externen Kontextes* bildet die Registrierung patientenspezifischer Gefäßmodelle bei der Erzeugung der *anatomischen Wissensbasis* sowie bei der Detektion *vaskulärer Landmarken*. Es ist ebenfalls von entscheidender Bedeutung, den komplexen Gefäßbaum zu strukturieren indem er in anatomisch sinnvolle Abschnitte zerlegt wird. Diese Unterteilung ermöglicht eine spezifische, anatomisch korrekte Zuordnung von Informationen zu einem begrenzten Ausschnitt des Gefäßmodells. Darüber hinaus werden dadurch, wie zu Beginn des Kapitels motiviert, Relationen zwischen aneinander angrenzenden oder benachbarten Gefäßabschnitten ermöglicht. Dieser *interne Kontext* zwischen Gefäßstrukturen ist zur Bestimmung einer Gefäßverbindung zwischen benutzerdefinierten Punkten unverzichtbar, da

er die *Gefäßtopologie* zur Verfügung stellt.

4.1.1 Modellierung der Gefäßtopologie

Für die Modellierung des Gefäßbaumes wird die *Gefäßtopologie* getrennt von der *Gefäßgeometrie* beschrieben. Die *Gefäßgeometrie* beschreibt die Form einzelner Gefäßabschnitte der Arterien. Hierzu gehört neben einer geeigneten Beschreibung der Gefäßwand ebenfalls die Möglichkeit zur einfachen Bestimmung der Querschnittsfläche, sowie des Gefäßdurchmessers orthogonal zum Gefäßverlauf. Die *Gefäßtopologie* des Gefäßbaums repräsentiert die Struktur der Gefäßverbindungen und wird durch einen ungerichteten Graphen $G = (\tilde{V}, E)$ beschrieben, wie in Abbildung 4.1 veranschaulicht. Dabei korrespondiert die Menge der Knoten mit einer diskreten Menge an Landmarken $\tilde{V} = V \cup \{Pseudolandmarken\} \cup \{Körperlandmarken\}$. Die Menge der Landmarken besteht aus *Gefäßlandmarken*¹ V mit präzise definierbarer Position innerhalb des vaskulären Systems. Ergänzt werden die Landmarken durch *Pseudolandmarken*, die Endpositionen nicht weiter segmentierbarer Gefäßabschnitte definieren. Somit haben *Pseudolandmarken* keine direkte anatomische Bedeutung, sondern sie definieren lediglich die Position des Blutgefäßes, an der das Segmentierungsverfahren die Gefäßverfolgung abbricht. Die Menge der *Körperlandmarken* enthält charakteristische Landmarken, die nicht im vaskulären System sondern in Organen oder Knochen definiert sind und somit den *externen Kontext* bilden. Benachbarte Knoten, die durch einen Kante $e \in E$ repräsentiert werden sind durch einen unverzweigten Gefäßabschnitt verbunden. Das verwendete Modell der Gefäßtopologie der großen Arterien ist in Abbildung 4.1a und 4.1b als ungerichteter Graph dargestellt. Zur besseren Veranschaulichung ist die Anordnung der Knoten und die Form der Kanten an die Gefäßgeometrie angelehnt. Eine detaillierte Übersicht der assoziierten anatomischen Bezeichnungen der einzelnen Gefäßlandmarken und der hierdurch definierten Gefäßabschnitte befindet sich in Kapitel A.2.

Gefäßlandmarken werden relativ zu Gefäßverzweigungen definiert. Dadurch lässt sich die Position deutlich präziser festlegen, als dies in einem langen, unverzweigten Abschnitt der Fall wäre. Zu unterscheiden sind dabei Y- und T-förmige Gefäßverzweigungen. Bei Y-förmigen Verzweigungen wird in jedem abzweigenden Gefäß eine Landmarke positioniert. Somit lässt sich die Verzweigung als Tripel formulieren, bestehend aus 3 *Gefäßlandmarken*. Beispiele für diesen Typ von Landmarkengruppen sind unter anderem die *Bifurcatio aortae* (3, 4, 5), Abzweigung der *A. iliaca interna dextra* (42, 44, 46) oder des *Sinus carotis dextra* (10, 12, 14). Im Gegensatz zu der Definition von Y-förmigen Gefäßverzweigungen werden T-förmige Gefäßverzweigungen durch eine Hilfslandmarke in dem Hauptgefäß auf Höhe des abzweigenden Blutgefäßes und eine *Gefäßlandmarke* in dem abzweigenden Blutgefäß modelliert. Diese Form der Landmarkendefinition findet beispielsweise bei direkt aus der *Aorta* entspringenden Blutgefäßen Anwendung, wie beispielsweise der *A. subclavia sinistra* (6, 106), *A. mesenterica superior* (16, 116) oder den *Ae. renales* (29, 18); (28, 18).

Neben der Modellierung der *Topologie* des Blutgefäßbaumes werden umgebende anatomische Strukturen ebenfalls in Form charakteristischer Landmarken abgebildet, den sogenannten *Körperlandmarken*. Wie in Abbildung 4.1c skizziert, liegen diese in präzise definierbaren Positionen von Organen, die beispielsweise den Extrempositionen der Leber (100044, 100045), den Schwerpunkten der Nieren (100500, 100510), oder in Knochenstrukturen wie dem proximalsten Ende des Oberschenkelknochens (100082), dem Schwerpunkt der rechten Kniescheibe

¹ Alternativ auch als *vaskuläre Landmarken* bezeichnet.

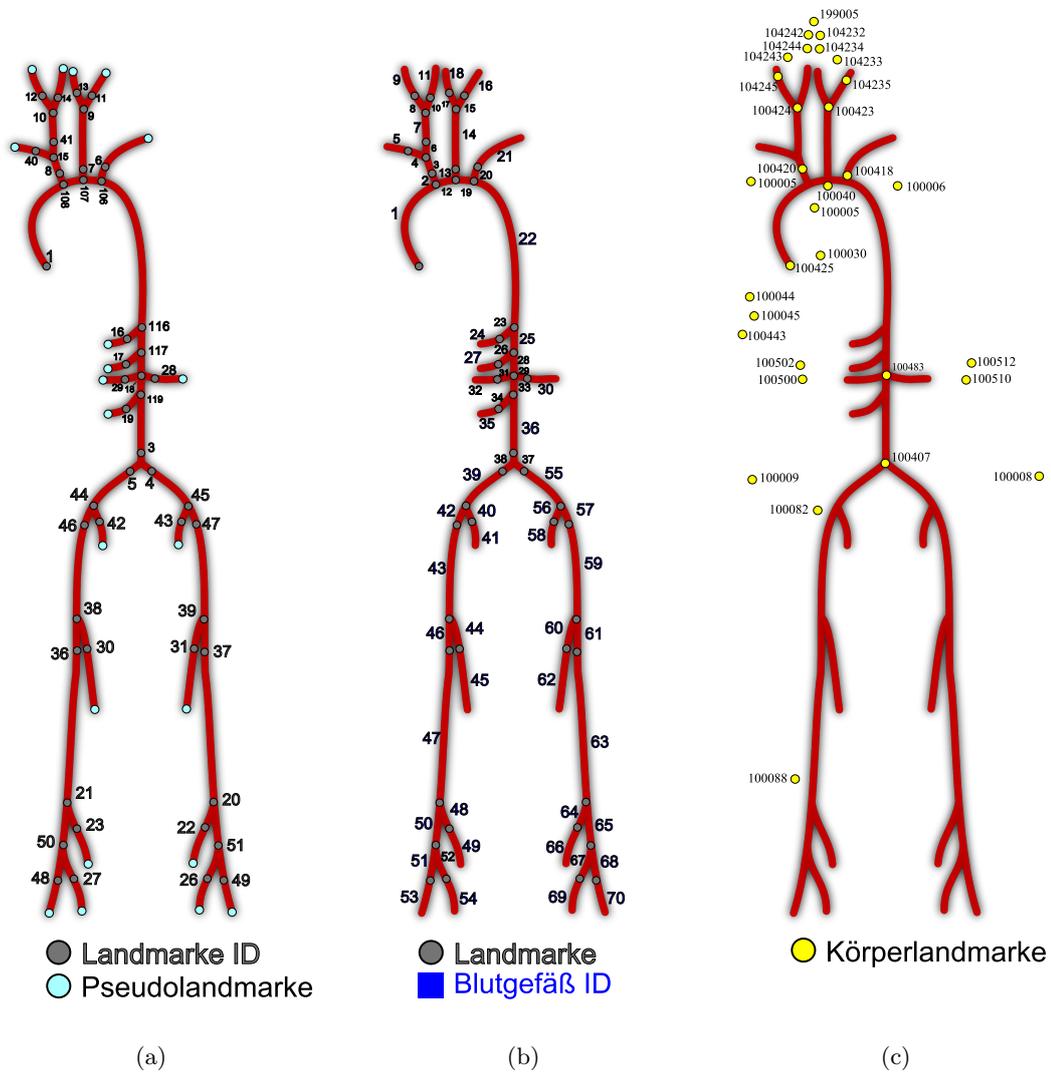


Abb. 4.1: Die Topologie des Gefäßsystems wird mit Hilfe eines ungerichteten, azyklischen Graphen modelliert, der *Gefäßlandmarken* (Knoten in (a)) und *unverzweigte Gefäßabschnitte* (Kanten in (b)) enthält. Endpositionen ohne anatomische Entsprechung, werden durch *Pseudolandmarken* beschrieben. (c) gibt einen Überblick überwiegend nichtvaskulärer *Körperlandmarken*, die zur Registrierung und Beschreibung des *externen Kontextes* eingesetzt werden.

(100088) oder den ventralsten Punkten des Beckenknochens (100008, 100009). Die *Körperlandmarken* sind damit nicht direkter Bestandteil der Beschreibung der patientenspezifischen Gefäßgeometrie sondern erweitern die *Gefäßtopologie* um den umgebenden *externen Kontext*.

4.1.2 Modellierung der Gefäßgeometrie

Auf der Grundlage der *Gefäßtopologie* wird ein Modell der patientenspezifischen Geometrie des im Bildausschnitt enthaltenen Gefäßbaums erstellt. Hierzu werden jeder *Gefäßlandmarke* V des *topologischen Modells* die zugehörigen Koordinaten im Weltkoordinatensystem zugewiesen. Die Kanten des *topologischen Modells* zwischen benachbarten *Gefäß-* bzw. *Pseudolandmarken* werden als unverzweigte Gefäßabschnitte des arteriellen Gefäßsystem beschrieben. Die geometrische Modellierung eines unverzweigten Abschnitts e_l setzt sich aus einer Beschreibung der Mittellinie² und einer Beschreibung der Gefäßkontur³ zusammen. Dabei wird die Mittellinie an äquidistanten, diskreten Stellen abgetastet und jedem Mittellinienpunkt an Position t , bezeichnet mit $cl(e_l, t)$, wird ein orthogonal zur Mittellinie liegender, planarer Querschnitt zugeordnet, bezeichnet durch $co(e_l, t)$. Die *Mittellinie* ergibt sich somit als eine geordnete Folge von Punkten $\in \mathbb{R}^3$

$$cl(e_l) = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{n_l}\}, \quad (4.1)$$

und die Beschreibung der Gefäßkonturen eines Gefäßabschnittes als geordnete Reihe von planaren Polygonzügen, wobei $co_j^i \in \mathbb{R}^3$ Punkte des Polygonzuges co^i sind

$$\begin{aligned} co(e_l) &= \{co^1, \dots, co^{n_l}\} \\ &= \{\{co_1^1, \dots, co_{h_1}^1\}, \dots, \{co_1^{n_l}, \dots, co_{h_{n_l}}^{n_l}\}\}. \end{aligned} \quad (4.2)$$

Für die Modellierung einzelner Konturen erfolgt hierbei keine vereinfachende Annahme der Gefäßform beispielsweise als Kreis oder Ellipse wie dies bei der Mehrzahl der vorgestellten Verfahren in Kapitel 3.3 der Fall ist. Daher ist diese Darstellung in der Lage beliebig komplexe Gefäßquerschnitte abzubilden, so dass die Konturen im Allgemeinen nicht konvex sind. Ein beispielhaftes patientenspezifisches geometrisches Gefäßmodell ist in Abbildung 4.2 dargestellt, in dem die großen arteriellen Gefäße des Abdomen und des Pelvis enthalten sind. Die in rot hervorgehobenen Landmarken *A. iliaca externa sinistra proximal* (*Gefäßlandmarke* 47) und *A. iliaca externa sinistra distal* (*Gefäßlandmarke* 39) bilden die Endpunkte des unverzweigten Gefäßabschnitts *A. iliaca externa sinistra distal* (*Gefäßabschnitt* 55). Dieser beispielhafte Gefäßabschnitt ist sowohl im Kontext des geometrischen Modells (Abbildung 4.2a) als auch im anatomischen Kontext (Abbildung 4.2c) dargestellt. Ebenfalls ist in Abbildung 4.2b im oberen Teil die Komposition des Verzweigungsbereiches aus sich überlagernden, unverzweigten Gefäßabschnitten ersichtlich.

Durch die zuvor definierte Schreibweise lassen sich wichtige geometrische Größen des Gefäßsystems definieren, die im Rahmen der Diagnostik von großem Interesse sind. Hierzu zählt

² engl. *centerline*

³ Beschreibt die Form des von Blut durchflossenen Gefäßlumens; entspricht somit der *Tunica intima* und nicht der Gefäßaußenwand (*Tunica adventitia*)

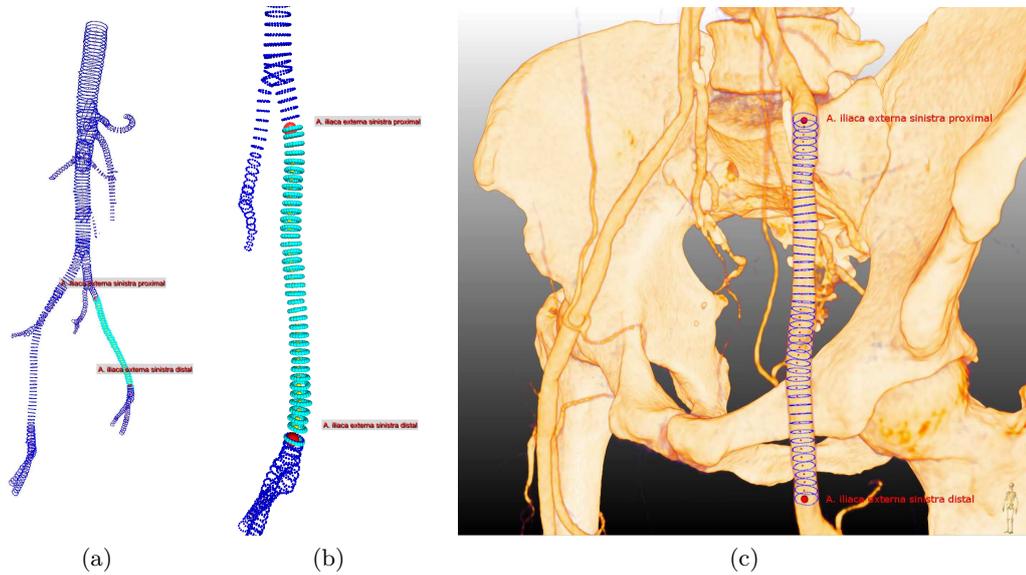


Abb. 4.2: Die geometrische Modellierung eines patientenspezifischen Gefäßsystems setzt sich aus unverzweigten Gefäßabschnitten zwischen Paaren von *Gefäßlandmarken* zusammen. Abbildung (a) zeigt eine Übersicht des geometrischen Modells im Bereich Abdomen, Pelvis. Eine exemplarische Detailansicht der *A. profunda sinistra* (b) veranschaulicht die Modellierung der Gefäßabschnitte durch die Gefäßmittellinie und assoziierte, orthogonal dazu orientierte Gefäßquerschnitte. (c) zeigt den identischen Abschnitt zusammen mit dem anatomischen Kontext.

beispielsweise die Fläche des Gefäßquerschnitts, die einen direkten Bezug zu hämodynamischen⁴ Eigenschaften des Gefäßabschnittes an diesem Punkt besitzt. Die Querschnittsfläche $a(\mathbf{x}_w)$ des Blutgefäßes wird durch die Kontur um den Gefäßmittellinienpunkt \mathbf{x}_w durch

$$a(\mathbf{x}_w) = \mathbf{n}(\mathbf{co}^w) \cdot \sum_{t=2}^n \frac{\mathbf{co}_t^w \times \mathbf{co}_{t-1}^w}{2} \quad (4.3)$$

bestimmt, wobei $\mathbf{n}(\mathbf{co}^w)$ die Normale der Konturebene bezeichnet, die zugleich mit der Tangente der Centerline cl an Position \mathbf{x}_w übereinstimmt. Angaben bezüglich des Gefäßdurchmessers sind ebenfalls sehr verbreitet, da sie die einzigen Abmessung darstellen, die durch traditionelle Verfahren wie der *digitalen Subtraktionsangiographie* (DSA) zur Verfügung stehen. Jedoch ist der Informationsgehalt eines Durchmessers deutlich geringer als die Querschnittsfläche, so dass häufig ein Kreisdurchmesser mit identischem Flächeninhalt angegeben wird. Diese Größe enthält dann die gleiche Information wie die Querschnittsfläche, liegt jedoch näher an historisch gebräuchlichen Maßangaben [Boskamp 04].

Der maximale Gefäßdurchmesser des Gefäßquerschnitts um den Mittellinienpunkt \mathbf{x}_w , wird durch $r_{\max}(\mathbf{x}_w)$ bezeichnet. Die intuitive Formulierung des Gefäßdurchmesser als $d_{\max}(\mathbf{x}_w) = \max_{a,b} \| \mathbf{co}_a^w - \mathbf{co}_b^w \|$, wobei $a, b \in \{1, \dots, h\}$ und $\|\mathbf{x}\|$ die euklidische Vektornorm bezeichnet, ist jedoch unüblich. Statt dessen wird, wie in Abbildung 4.3 dargestellt, der

⁴ Den Blutfluss in Abhängigkeit der strömungsmechanischen Kräfte betreffend.

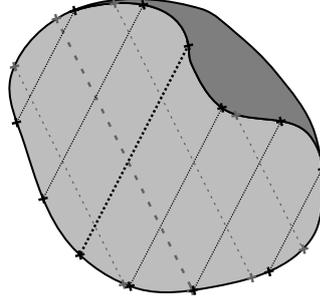


Abb. 4.3: Bestimmung des Durchmessers des Lumens (hell) eines nicht-konvexen Gefäßquerschnitts mit Plaque (dunkel). Der *Richtungsdurchmesser* bestimmt sich als Maximum aller parallel gerichteten Durchmesser. In der Abbildung sind zwei beispielhafte Richtungen (helle und dunkle Linien) eingezeichnet und deren Maxima hervorgehoben. Aus der Menge der *Richtungsdurchmesser* wird dann der minimale, mittlere und maximale Gefäßdurchmesser bestimmt.

Gefäßdurchmesser des Lumens mit Hilfe von *Richtungsdurchmessern* $d(\mathbf{x}, \alpha)$ in Abhängigkeit von dem Rotationswinkel α definiert. Der *Richtungsdurchmesser* zu Winkel α entspricht dem längsten Streckenabschnitt innerhalb des Lumens aller um $t \in (-\infty, \infty)$ verschobenen, um $\alpha \in [0, \pi]$ rotierten Linien in der Konturebene

$$d(\mathbf{x}, \alpha) = \max_{t \in (-\infty, \infty)} d_t(\mathbf{x}, \alpha) \quad (4.4)$$

$$d_{\max}(\mathbf{x}) = \max_{\alpha \in [0, \pi]} d(\mathbf{x}, \alpha). \quad (4.5)$$

Aus den *Richtungsdurchmessern* aller Richtungen wird dann der maximale Gefäßdurchmesser $d_{\max}(\mathbf{x})$ durch Bildung des Maximums bestimmt. Die Definition des mittleren $\bar{d}(\mathbf{x})$ beziehungsweise minimalen $d_{\min}(\mathbf{x})$ Gefäßdurchmessers erfolgt analog zu Gleichung 4.5.

Darüber hinaus wird die Krümmung $k(cl(e_l), t)$ eines unverzweigten Gefäßabschnitts e_l auf Basis der zugeordneten Gefäßmittellinie $cl(e_l)$ an einem kontinuierlichen Offset t nach der Definition von Bronstein [Bronstein 03] definiert durch

$$k(cl(e_l), t) = \sqrt{\frac{cl'(e_l, t)^2 cl''(e_l, t)^2 - (cl'(e_l, t) cl''(e_l, t))^2}{(cl'(e_l, t)^2)^3}} \quad (4.6)$$

die für diskrete Raumkurven (abgetastet an diskreten Punkten $t \in \{1, \dots, n_l\}$) vereinfacht werden kann zu

$$k(cl(e_l), t) = \frac{\|cl'(e_l, t) \times cl''(e_l, t)\|}{\|cl'(e_l, t)\|^3} \quad (4.7)$$

mit den Differenzenquotienten $cl'(e_l, t)$ und $cl''(e_l, t)$ für $t \in [2, n_l - 1]$

$$cl'(e_l, t) = \begin{cases} \frac{cl(e_l, t+1) - cl(e_l, t)}{\|cl(e_l, t+1) - cl(e_l, t)\|}, & \text{für } t = 1 \\ \frac{cl(e_l, t) - cl(e_l, t-1)}{\|cl(e_l, t) - cl(e_l, t-1)\|}, & \text{für } t \in [2, n_l] \end{cases}, \text{ und} \quad (4.8)$$

$$cl''(e_l, t) = \frac{cl(e_l, t+1) + cl(e_l, t-1) - 2cl(e_l, t)}{\|cl(e_l, t) - cl(e_l, t-1)\| \|cl(e_l, t) - cl(e_l, t+1)\|} \quad (4.9)$$

4.2 Segmentierung unverzweigter Gefäßabschnitte

Wie im vorigen Abschnitt beschrieben besteht das geometrische Modell des arteriellen Blutgefäßbaumes aus *Gefäßlandmarken* und *unverzweigten Gefäßabschnitten*. In dem nachfolgenden Abschnitt werden Verfahren beschrieben, mit denen die Segmentierung eines unverzweigten Gefäßabschnittes erfolgt. In der Terminologie aus Kapitel 3 handelt es sich um ein zweistufiges Verfahren, bei dem in einem ersten Schritt die Gefäßmittellinie bestimmt und darauf aufbauend im zweiten Schritt die Gefäßwand segmentiert wird.

Für die Erzeugung der Gefäßmittellinie wird ein hybrider Ansatz verwendet, in dem Konzepte eines Multihypothesen-Filters mit Verfahren einer Graphensuche kombiniert werden. Die Bewertung einer einzelnen Hypothese erfolgt dabei durch Analyse einer Punktwolke auf der Gefäßwand mit der Hauptkomponenten-Analyse. Für die Segmentierung der Gefäßwand wird anschließend ein Zylinderketten-Modell durch *aktive Formmodelle* deformiert und die im vorigen Abschnitt beschriebenen orthogonal zur Gefäßmittellinie liegenden Gefäßquerschnitte erzeugt.

4.2.1 Bestimmung der Gefäßmittellinie

Die Bestimmung der Gefäßmittellinie in einem als unverzweigt angenommenen Abschnitt bildet den ersten Schritt der Gefäßsegmentierung. Das eingesetzte Verfahren unterscheidet sich dabei leicht, je nachdem ob lediglich ein Saatpunkt innerhalb des zu untersuchenden Blutgefäßes oder bereits auch der Endpunkt des relevanten Abschnittes bekannt ist. Der Ansatz des hier vorgestellten Verfahrens geht auf die Arbeit von Bernhardt [Bernhardt 09] zurück, für den jedoch nicht die Segmentierung des arteriellen Gefäßsystems im Vordergrund stand. Stattdessen selektierte er damit Punkte innerhalb der Aorta zur vollautomatischen Lokalisation des Herzens in tomographischen Bildern. Die Anwendung bestand lediglich darin, einen kurzen, unverzweigten Abschnitt des *Arcus aortae* zu detektieren, mit dessen Hilfe eine Ausrichtung eines statistischen Formmodells erfolgte.

Die Modellannahme zur Bestimmung der Gefäßmittellinie eines zu untersuchenden Abschnittes ist in Abbildung 4.4 dargestellt und besteht aus einer Reihe sich überlappender Ellipsoide. Ein unverzweigter Abschnitt des Blutgefäßes wird durch eine geordnete Reihe sich überlappender Ellipsoide derart modelliert, dass die Mittelpunkte jedes Ellipsoiden \bar{x} auf der Gefäßmittellinie cl zu liegen kommen und die Hauptachse ϕ_1 des Ellipsoiden tangential zu der Gefäßmittellinie orientiert ist. Daraus ergibt sich, dass die zwei Nebenachsen ϕ_2 und ϕ_3 des Ellipsoiden eine orthogonal zum Gefäßverlauf liegende Ebene definieren und den Querschnitt approximieren. Dieses Modell basiert auf der Annahme eines unverzweigten Gefäßabschnittes. In einem Verzweigungsbereich werden mehrere unverzweigte Abschnitte überlagert wie in Abbildung 4.4 rechts dargestellt. Die Definition der Gefäßabschnitte erfolgt durch die *Gefäßtopologie* in Form von *Gefäßlandmarken* und verbindenden *Gefäßabschnitten*, wie im vorigen Abschnitt 4.1.1 beschrieben.

Bestimmung der Kontrastschwellwerte und optimaler Saatpunkte

Für die Bestimmung der Parameter eines Ellipsoiden wird eine Menge von Punkten auf der Gefäßwand durch die *Hauptkomponentenanalyse*⁵ untersucht. Die *Hauptkomponentenanalyse*

⁵ engl. *Principal Component Analysis* PCA

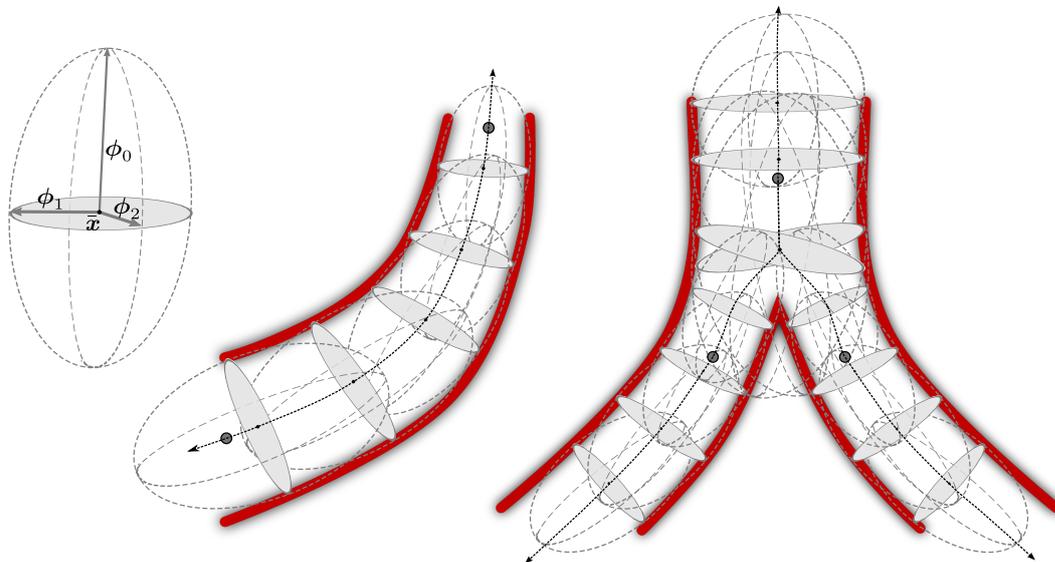


Abb. 4.4: Das Modell zur Bestimmung der Gefäßmittellinie besteht aus sich überlappenden Ellipsoiden (mitte), deren Mittelpunkt \bar{x} auf der Gefäßmittellinie cl liegen. Die Hauptachse ϕ_1 des Ellipsoiden ist dabei jeweils tangential zur Mittellinie orientiert, so dass die Nebenachsen ϕ_2 und ϕ_3 in einer orthogonal zur Mittellinie orientierten Ebene den Gefäßquerschnitt approximieren. In Verzweigungsbereichen (rechts) wird die Mittellinie auf Grundlage der *Gefäßtopologie* durch Überlagerung unverzweigter Abschnitte zwischen Paaren benachbarter *Gefäßlandmarken* modelliert.

ist ein mathematisches Verfahren, mit dem für eine gegebene Stichprobe eine lineare, orthogonale Transformation bestimmt werden kann. Diese Transformation hat die Eigenschaft, dass die erste Koordinatenachse der Richtung mit größter Varianz entspricht, weshalb diese auch *Hauptkomponente* genannt wird. Alle weiteren Koordinatenachsen werden nach absteigender Varianz sortiert bestimmt. Die mit der Hauptkomponentenanalyse bestimmte Transformation für eine vorliegende Datenmenge ist im Sinne der Methode kleinster Quadrate optimal.

Die Anwendung der *Hauptkomponentenanalyse* zur Untersuchung der lokalen Orientierung des Blutgefäßes erfordert die Kenntnis einer Menge von Punkten auf der Gefäßwand. Diese Punkte werden entlang von Suchstrahlen detektiert, die aus einem initialen Punkt gleichmäßig verteilt ausgesandt werden. Entlang jedem Strahl wird anschließend das 1-dimensionale Profil der HU-Werte betrachtet und ein Verlassen des erwarteten HU-Bereiches von kontrastiertem Blut indiziert einen Durchstoßpunkt mit der Gefäßwand. Im Allgemeinen ist die HU-Spanne von kontrastiertem Blut bekannt (siehe Tabelle 2.1), jedoch ist sie abhängig von der lokalen Konzentration des Kontrastmittels und der HU-Bereich überschneidet sich mit anderen Gewebearten wie beispielsweise Knochen. Das Verfahren zur Bestimmung der Schwellwerte des Gefäßkontrastes und einer optimalen Position des Startpunktes für die Ellipsoidanpassung ist in Abbildung 4.5 veranschaulicht.

Ausgehend von einem initialen Startpunkt, beispielsweise einer *Gefäßlandmarke* oder einem bereits bekannten Punkt innerhalb des Lumens, erfolgt eine Schätzung optimaler Schwellwerte des kontrastierten Gefäßlumens. Hierfür wird ein lokales, Schwellwert-basiertes Regionen-

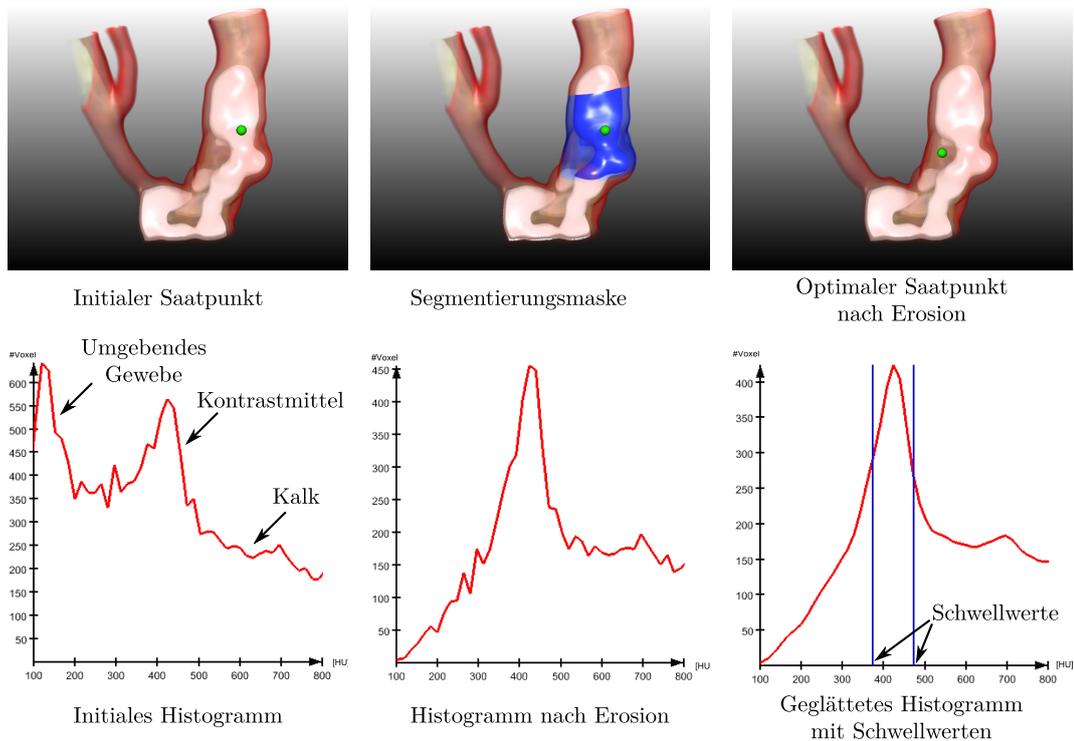


Abb. 4.5: Bestimmung des Gefäßkontrastes und optimaler Saatpunkte zur Mittellinienextraktion. Ausgehend von einem initialen Saatpunkt (oben links) wird eine lokale Segmentierung mit festem unterem Schwellwert durchgeführt (oben Mitte). Das Histogramm (unten links) enthält hierbei neben kontrastiertem Blut noch weitere Bestandteile. Durch morphologische Erosion der Segmentierungsmaske werden unter anderem Partialvolumen-Effekte aus dem Histogramm entfernt (unten Mitte) und nach Glättung des Histogramms können die gesuchten Schwellwerte bestimmt werden (unten rechts). Durch rekursive morphologische Erosion der Segmentierungsmaske wird ein optimaler Saatpunkt gefunden, der sich nahe der Mitte des Gefäßlumens befindet (oben rechts).

Wachstums-Verfahren⁶ mit festem unterem Schwellwert von 100 HU durchgeführt. Das Histogramm dieser Segmentierung enthält neben kontrastiertem Blut weitere unerwünschte Bestandteile wie kalzifizierte Plaques, umgebendes Gewebe und Partialvolumen-Effekte (siehe Abschnitt 2.2.2). Durch morphologische Erosion (siehe 3.1.2) werden Partialvolumenartefakte und Teile des umgebenden Gewebes aus der Segmentierung entfernt. Nach einer Glättung des Histogramms erfolgt schließlich die Bestimmung optimaler Schwellwerte für die Kontrastierung des Gefäßlumens. Hierzu werden um den maximalen Peak des Histogramms $\hat{I} = \arg \max \#Voxel(I)$ die beiden nächstgelegenen Intensitätswerte $I_{L_{min}}$ und $I_{L_{max}}$ mit $I_{L_{min}} < \hat{I} < I_{L_{max}}$ bestimmt, für die $\#Voxel(I_{L_{min}}) = \#Voxel(I_{L_{max}}) \leq 0,75 \#Voxel(\hat{I})$ gilt. Anschaulich handelt es somit um die Intensitätswerte, an denen der Histogrammwert auf 75% des maximalen Peaks abgefallen ist. Für die Erzeugung eines optimalen Startpunktes wird die Segmentierungsmaske weiter morphologisch erodiert, bis lediglich ein Voxel verbleibt. Dieser optimierte Saatpunkt liegt dann nahe der erwarteten Gefäßmitte, selbst in dem Fall,

⁶ engl. *region growing*

dass der initiale Saatpunkt sich am Rand des Lumens oder innerhalb einer Kalzifikation befindet.

Bestimmung von Durchstoßpunkten von Suchstrahlen mit der Gefäßwand

Nach Schätzung der Schwellwerte werden ausgehend von dem optimierten Saatpunkt, wie in Abbildung 4.6 veranschaulicht, m gleichmäßig verteilte, eindimensionale Suchstrahlen ausgesandt. Für jeden einzelnen Suchstrahl wird anschließend eine eindimensionale *mean-shift*-Filterung zur Reduktion des Bildrauschens durchgeführt, wie sie in Abschnitt 3.1.2 beschrieben ist. Für einen beispielhaften Suchstrahl i ergeben sich zwei Durchstoßpunkte $\mathbf{x}_i^0, \mathbf{x}_i^1$ mit der

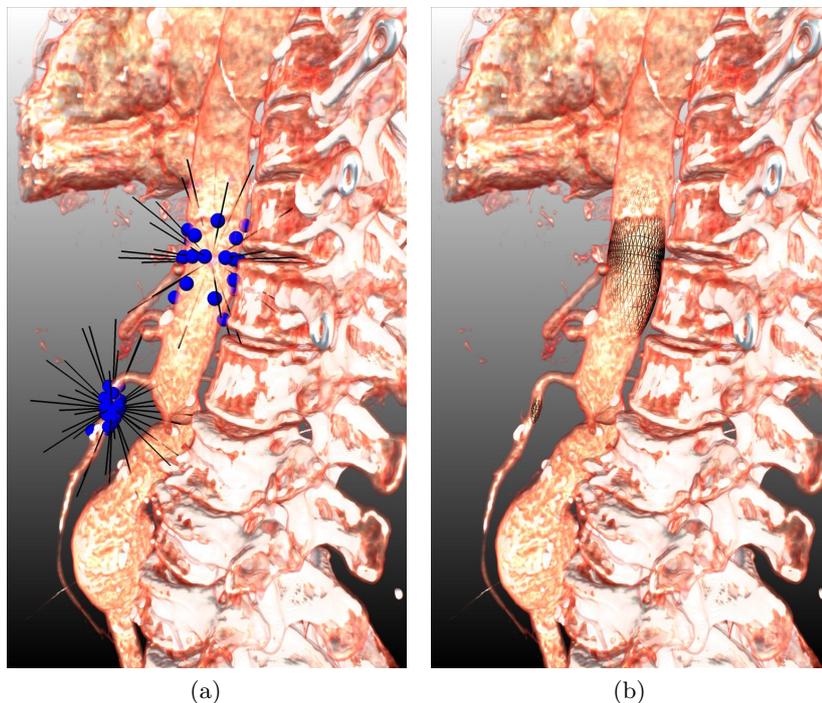


Abb. 4.6: Ausgehend von initialen Saatpunkten werden gleichmäßig verteilte Suchstrahlen ausgesandt (Abbildung (a)) und deren Durchstoßpunkte mit der Gefäßwand bestimmt. Eine Untersuchung der Durchstoßpunkte mit der Hauptkomponentenanalyse führt zu einer lokalen Approximation der Gefäßwand durch Ellipsoide (Abbildung (b)).

Gefäßwand, die durch eine Überschreitung des Schwellwertintervalls entlang des *mean-shift* gefilterten Grauwertprofils bestimmt werden. Für diesen Vorgang wird eine maximale Länge der Suchstrahlen eingesetzt, damit parallel zur Gefäßrichtung verlaufende Strahlen keine groben Ausreißer der Punktmenge ergeben. Eine Untersuchung der Punktmenge $\mathbf{X} = \mathbf{x}_0^0, \mathbf{x}_0^1, \dots, \mathbf{x}_m^0, \mathbf{x}_m^1$ durch die Hauptkomponentenanalyse ergibt eine lokale Approximation des Gefäßverlaufs durch einen Ellipsoiden, wie in Abbildung 4.6b dargestellt.

Hauptkomponentenanalyse

Für die gegebene Menge von Punkten \mathbf{X} wird nachfolgend die Hauptkomponentenanalyse beschrieben. Die Grundlagen dieses Verfahrens wurden bereits 1901 von Pearson [Pearson 01] gelegt und im Bereich der Bildverarbeitung meist als *Karhunen-Loève-Transformation* bezeichnet. Ein häufiger Einsatzbereich der Hauptkomponentenanalyse ist die Dimensionsreduktion, wobei eine lineare Abbildung $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{n'}$ mit $n' < n$ bestimmt wird, die den Informationsverlust minimiert. Die Transformation f wird durch eine Matrix $T \in \mathbb{R}^{n' \times n}$ definiert. In einem Vorbereitungsschritt wird die Punktmenge \mathbf{X} um ihren Mittelwert bereinigt, das heißt für jede Dimension wird der Mittelwert bestimmt und von der entsprechenden Koordinate aller Punkte subtrahiert. Die so transformierte Punktmenge $\mathbf{X}' = \{\mathbf{x}'_i\}$ wird mittelwertfrei genannt, da gilt $\sum_{i=1}^m \mathbf{x}'_i = \mathbf{0}$.

$$\mathbf{x}'_i = \mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}. \quad (4.10)$$

Die um den Mittelwert bereinigte Punktmenge wird zu einer Matrix $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ zusammengefasst, wobei jede Spalte einen Punkt enthält

$$\mathbf{B} = (\mathbf{x}'_1 \dots \mathbf{x}'_m). \quad (4.11)$$

Im nächsten Schritt wird die zugehörige Kovarianzmatrix $\text{Cov}(\mathbf{B}, \mathbf{B}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$

$$\text{Cov}(\mathbf{B}, \mathbf{B}) = \begin{pmatrix} \text{Cov}(\mathbf{B}^1, \mathbf{B}^1) & \dots & \text{Cov}(\mathbf{B}^1, \mathbf{B}^n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}(\mathbf{B}^n, \mathbf{B}^1) & \dots & \text{Cov}(\mathbf{B}^n, \mathbf{B}^n) \end{pmatrix} \quad (4.12)$$

$$= \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (4.13)$$

und deren Eigenvektoren $\Phi = \{\phi_i\}$ mit den zugehörigen Eigenwerten λ_i durch Lösung des Eigenwertproblems

$$(\text{Cov}(\mathbf{B}, \mathbf{B}) - \lambda \mathbf{E}_n) \cdot \Phi = 0 \quad (4.14)$$

bestimmt. Die Eigenvektoren ϕ_i sind dabei derart geordnet, dass für die zugehörigen Eigenwerte $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$ gilt.

Die Ergebnisse der Hauptkomponentenanalyse besitzen wichtige Eigenschaften, die eine Bestimmung der Modellparameter eines Ellipsoids in Gefäßabschnitt e_l an Offset t ermöglichen. Dazu zählt beispielsweise die Orthogonalität der Eigenvektoren ϕ_1, ϕ_2 und ϕ_3 . Durch die Ordnung der Eigenvektoren bezüglich der korrespondierenden Eigenwerte entspricht der Eigenvektor ϕ_1 der Richtung maximaler Varianz der Punktwolke \mathbf{X} . Für die Bestimmung der Modellparameter wird diese Richtung als Tangente der gesuchten Gefäßmittellinie und somit als Normale des Gefäßquerschnitts interpretiert. Der Mittelpunkt des Ellipsoids ergibt sich aus dem Schwerpunkt $\bar{\mathbf{x}}$ der Punktwolke \mathbf{X} . Eine direkte Bestimmung der Gefäßkontur ist hingegen aus der Menge der Durchstoßpunkte kaum möglich, da sie lediglich eine grobe Abtastung der Gefäßoberfläche liefert. Jedoch lässt sich der zu erwartende mittlere Gefäßdurchmesser durch die Eigenwerte λ_1 und λ_2 mit Hilfe des empirisch bestimmten Parameters $c = \sqrt{3}$ abschätzen. Somit ergeben sich die lokalen Modellparameter der Gefäßmittellinie an Offset t (Mittellinienpunkt $cl(e_l, t)$, Gefäßrichtung $\mathbf{n}(co(cl(e_l, t)))$) sowie eine Schätzung des mittleren Durchmesser $\bar{d}(cl(e_l, t))$ zu

$$cl(e_l, t) = \bar{\mathbf{x}} \quad (4.15)$$

$$\mathbf{n}(\mathbf{co}(cl(e_l, t))) = \phi_1 \quad (4.16)$$

$$\bar{d}(cl(e_l, t)) \approx c(\sqrt{\lambda_1} + \sqrt{\lambda_2}). \quad (4.17)$$

Nachdem die lokalen Modellparameter um einen Saatpunkt mit der vorhergehenden Methode bestimmt wurden, kann die Fortsetzung des Gefäßverlaufs in beide Richtungen bestimmt werden. In Abhängigkeit des geschätzten lokalen Gefäßdurchmesser $\bar{d}(cl(e_l, t))$ werden hierfür zwei verschiedene Verfahren eingesetzt. Für sehr dünne Gefäße mit einem Durchmesser von wenigen Voxeln kommt ein Graphen-basiertes Verfahren zur Anwendung, da die resultierende Punktwolke auf der Gefäßwand nicht aussagekräftig genug ist, um die Modellparameter eines lokalen Ellipsoiden zu extrahieren. Für große Gefäße wird hingegen die Fortsetzung des Gefäßverlaufs direkt aus dem vorangehenden Ellipsoiden bestimmt, wodurch eine hohe Robustheit und Performanz erzielt wird.

Bei der Expansion der Gefäßmittellinie eines großen Gefäßes wird der nächste Saatpunkt \mathbf{sp} an Offset t' durch den lokalen Ellipsoiden und eine konstante Schrittweite k durch

$$\mathbf{sp} = cl(e_l, t) + k \cdot \phi_1 \quad (4.18)$$

bestimmt und anschließend mit dem vorangehend beschriebenen Verfahren in die Gefäßmitte verschoben.

Im Falle eines kleinen Gefäßradius oder einer hochgradigen Stenose ist eine robuste Analyse der Durchstoßpunkte auf der Gefäßwand nicht möglich, da die Punkte zu nahe beieinander liegen. Daher kommt für Abschnitte mit geringem Durchmesser ein Graphen-basiertes Verfahren zum Einsatz. Hierfür wird das Bildvolumen als gewichteter, ungerichteter Graph $G = (V, E)$ interpretiert, wobei die Voxel $\mathbf{v} \in V$ als Knoten und $e \in E \subset V \times V$ Kanten zwischen den Voxeln darstellen. Durch diese Darstellung kann die Bestimmung der Gefäßmittellinie wie bereits in Kapitel 3 beschrieben, als minimale Wegsuche in Graphen formuliert werden und bekannte Verfahren wie das Verfahren von Dijkstra [Dijkstra 59] oder die A^* -Suche [Hart 68] verwendet werden. Jeder Kante e zwischen Knoten \mathbf{v}_i und \mathbf{v}_j wird ein Gewicht $g(e)$ in Abhängigkeit der Intensitätswerte $I(\mathbf{v}_i)$ und $I(\mathbf{v}_j)$ und dem mittleren Intensitätswert $\bar{I}_L = \frac{1}{2} \cdot I_{L_{min}} + I_{L_{max}}$ des Gefäßlumens zugeordnet, wobei

$$g(e) = 1 + \frac{1}{2} (|I(\mathbf{v}_i) - \bar{I}_L| + |I(\mathbf{v}_j) - \bar{I}_L|) \quad (4.19)$$

zugeordnet.

Für die Anwendung der A^* -Suche wird neben der Kostenfunktion $g(e)$ noch eine Heuristik $h(\mathbf{v})$ benötigt, die eine zielgerichtete Auswahl der erweiterbaren Knotenmenge ermöglicht. Aus dem lokalen Gefäßmodell in Form der vorangehenden Ellipsoide ist die erwartete Gefäßrichtung und somit eine Schätzung der Richtung zu dem geschätzten Zielpunkt \mathbf{v}^* bekannt. Die Heuristik wird als *Cityblock-Metrik*⁷ D_C

$$h(\mathbf{v}) = D_C(\mathbf{v}, \mathbf{v}^*) \quad (4.20)$$

$$= \sum_{i=1}^3 |\mathbf{v}[i] - \mathbf{v}^*[i]| \quad (4.21)$$

⁷ auch *Manhattan-Distanz*

zwischen dem betrachteten Knoten \mathbf{v} und dem erwarteten Zielknoten \mathbf{v}^* definiert. Die Heuristik ist zulässig, da sie die entstehenden Kosten nicht überschätzt, und erfüllt die erforderlichen Eigenschaft der Monotonie. Damit ergibt sich die Gütefunktion $f(\mathbf{v})$ zur Bewertung eines durch Kante e erweiterbaren aktiven Knoten \mathbf{v} zu

$$f(\mathbf{v}) = g(e) + h(\mathbf{v}) \quad (4.22)$$

Die Auswahl des geeigneten Verfahrens zwischen dem modellbasierten beziehungsweise dem Graph-basierten Ansatz erfolgt bei jedem Erweiterungsschritt der Gefäßmittellinie. Daher ist dieses Verfahren für Blutgefäße mit stark variierendem Gefäßdurchmesser wie beispielsweise dem Übergang von den *Ae. renales* in die *Aorta* geeignet. Dieser Effekt ist ebenfalls bei der Untersuchung eines Gefäßabschnitts mit einer hochgradigen Stenose essentiell, da in diesen Bereichen die Gefäßdurchmesser auf sehr wenige Voxel Durchmesser beschränkt sind.

4.2.2 Segmentierung der Gefäßwand

Auf der Grundlage der extrahierten Gefäßmittellinie wird in dem vorgestellten zweistufigen Verfahren eine Beschreibung der Gefäßwand erzeugt. Das nachfolgend beschriebene und in Abbildung 4.7 dargestellte Verfahren stellt eine Erweiterung des Ansatzes von Großkopf et al. [Grosskopf 09] dar. Zunächst erzeugt das Verfahren initiale Beschreibungen der Gefäßkonturen in orthogonal zum Gefäßverlauf liegenden *MPR-Ebenen*⁸. Anschließend erfolgt eine Verfeinerung des Konturmodells durch ein dreidimensionales *aktives Konturmodell*, bestehend aus einer Kette verallgemeinerter Zylinder. Hierdurch wird eine erhöhte Robustheit gegenüber lokalen Ausreißern der initialen Gefäßkonturen und eine direkte Kopplung an die erwartete Gefäßform erzielt. Aus dem Zylindermodell erfolgt zuletzt eine Berechnung des exakten Konturverlaufs an beliebigen Stellen der zugrunde liegenden Gefäßmittellinie.

Wie in Abbildung 4.7 dargestellt werden zunächst initiale Gefäßkonturen bestimmt. Hierzu

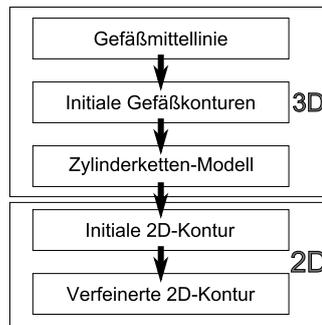


Abb. 4.7: Ablauf der Segmentierung der Gefäßwand.

werden in äquidistanten Abständen orthogonal zur Gefäßmittellinie $cl(e_t)$ orientierte Ebenen E_t bestimmt und in der jeweiligen Ebene die Gefäßkontur auf Grundlage der verfügbaren 2D-Information bestimmt. Innerhalb der Ebene E_t werden ausgehend von dem Mittellinienpunkt $cl(e_t, t)$ in gleichmäßigen Winkelabständen Strahlen mit einer maximalen Länge des

⁸ Multiplanare Reformatierung. Zweidimensionale Ebene mit beliebiger, nicht notwendigerweise achsenparalleler Orientierung.

erwarteten Gefäßradius ausgesandt. Für die Erkennung des Durchstoßpunktes jedes Suchstrahles mit der Gefäßwand erfolgt eine Analyse des 1D-Grauwertprofils unter Anwendung des *mean-shift*-Filters. Ein beispielhafter Suchstrahl und die Anwendung des Filters ist in den Abbildungen 4.8a und 4.8b dargestellt. Wie in Abschnitt 3.1.2 beschrieben handelt es sich bei dem *mean-shift* Verfahren um ein Glättungsverfahren unter Erhaltung von Diskontinuitäten des Intensitätsbildes. Eine Überschreitung des Intensitätsintervalls $[I_{L_{min}}, I_{L_{max}}]$ wird als Durchstoßpunkt des Suchstrahles mit der Gefäßwand interpretiert. Ein Vorteil der Analyse des gefilterten Intensitätsprofils besteht in der verbesserten Robustheit gegenüber Bildrauschen. Wird für einen Suchstrahl kein Durchstoßpunkt detektiert, so wird aus den benachbarten Strahlen ein Hilfspunkt interpoliert. Die Verbindung aller Durchstoßpunkte als Polygonzug ergibt die initiale 2D-Kontur.

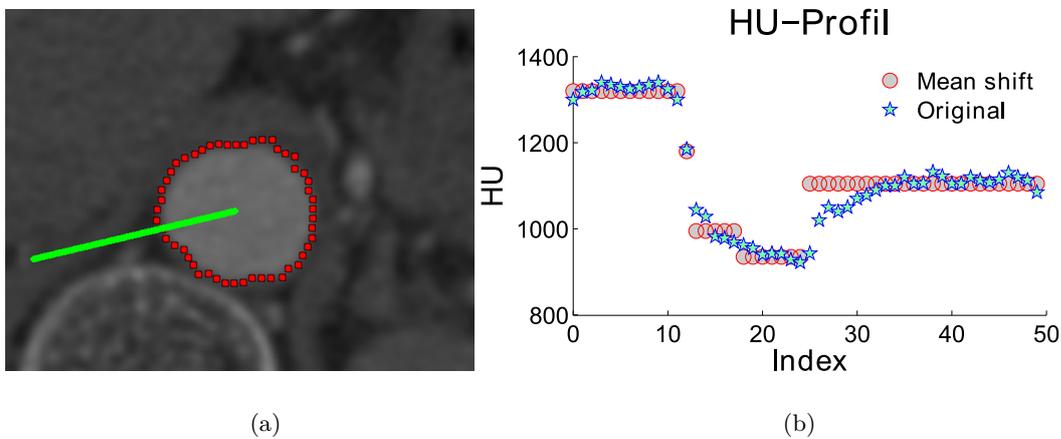


Abb. 4.8: Anwendung des *mean-shift* Verfahrens zur Detektion der Gefäßkontur. Dabei erfolgt eine Glättung unter Erhaltung von Diskontinuitäten, die eine robuste Bestimmung des Durchstoßpunktes des Suchstrahles mit der Gefäßwand ermöglicht.

Das von Egger et al. [Egger 07] vorgestellte Zylinderketten-Modell zur Verbesserung der initialen Gefäßkonturen und Reduktion von Ausreißern, die insbesondere im Bereich abzweigender Blutgefäße auftreten, basiert auf *aktiven Konturen* [Kass 88]. Das optimale Konturmodell wird durch Minimierung des Energiefunktionals

$$E = \int_s \int_t E_{int}(v(s, t)) + E_{im}(v(s, t)) ds dt \quad (4.23)$$

bestimmt, wobei E_{int} die interne Energie und E_{im} die vom Bild ausgehende Energie bezeichnet. Die Funktion $v(s, t)$ beschreibt die Gefäßwand, wobei t dem Offset entlang der Gefäßmittellinie und s den Abstand zur Mittellinie innerhalb der MPR-Ebenen bezeichnet. Dabei bewirkt E_{int} eine Ähnlichkeit zu einem optimalen Zylinder und E_{im} eine Anpassung der Konturen an Kanten im Bild.

$$E_{im} = -|\nabla I|^2 \quad (4.24)$$

$$E_{int} = w_1 \left| \frac{\partial v(s, t)}{\partial s} \right| + w_2 \left| \frac{\partial v(s, t)}{\partial t} \right| + w_3 \left| \frac{\partial^2 v(s, t)}{\partial s^2} \right| + w_4 \left| \frac{\partial^2 v(s, t)}{\partial t^2} \right| + w_5 \left| \frac{\partial^2 v(s, t)}{\partial s \partial t} \right| \quad (4.25)$$

Die Gewichte w_1 bis w_5 steuern hierbei die Steifigkeit des Konturmodells bezüglich der Abweichung von einem idealen Zylinder in paralleler, orthogonaler und diagonaler Richtung zur Gefäßmittellinie. Das Funktional E wird minimiert, indem die zugehörige Euler-Lagrange-Gleichung erfüllt ist.

Durch das Zylindermodell ist das Verfahren bei Betrachtung benachbarter Gefäßquerschnitte in der Lage, in Verzweigungsbereichen ein "Auslaufen" der Kontur in angrenzende Blutgefäße zu reduzieren. Nach Anpassung des Zylinderkettenmodells an das CT-Bild durch die zuvor beschriebene dreidimensionale *aktive Kontur* entspricht das Modell einer initialen Repräsentation der Gefäßwand. Allerdings besteht das Modell lediglich aus einer groben Abtastung der Gefäßwand durch eine geringe Anzahl von MPR-Ebenen und Suchstrahlen zur Verringerung des Berechnungsaufwandes und es werden nur einige wenige Iterationen der Energieminimierung durchgeführt.

Für einen konkreten Anfragepunkt entlang der Gefäßmittellinie $cl(e_l, t)$ kann die korrekte 2D-Gefäßkontur aus dem 3D-Zylinderketten-Modell bestimmt werden. Hierzu wird zunächst eine 2D-Kontur durch Schnitt der orthogonal zu der Gefäßmittellinie liegenden Ebene mit dem Zylinderketten-Modell bestimmt und durch Einsatz einer Spline-Interpolation verfeinert abgetastet.

4.2.3 Extraktion patientenspezifischer, geometrischer Gefäßmodelle

In den vorangehenden Abschnitten wurden Verfahren beschrieben, mit deren Hilfe die Extraktion der geometrischen Repräsentation eines unverzweigten Gefäßabschnittes, ausgehend von einem definierten Startpunkt und einem optionalen Zielpunkt, durchgeführt werden kann. Diese Verfahren bilden die zentralen Elemente für die Erstellung einer vollständigen Beschreibung der in einem Datensatz enthaltenen patientenspezifischen *Gefäßgeometrie* wie sie in Abschnitt 4.1.2 beschrieben ist. Die Kenntnis über im Bildausschnitt enthaltene, unverzweigte Gefäßabschnitte wird dafür aus dem Modell der *Gefäßtopologie* auf Grundlage der im Bildausschnitt enthaltenen *Gefäßlandmarken* V erzeugt. Im Hinblick auf eine vollautomatische Extraktion der patientenspezifischen *Gefäßgeometrie* verbleibt somit die Fragestellung wie die im Bildausschnitt enthaltenen *Gefäßlandmarken* automatisch bestimmt werden können. Das Verfahren zur vollautomatischen Bestimmung der in einem unbekanntem Datensatz enthaltenen *Gefäßlandmarken* wird in Kapitel 6 beschrieben. Zu diesem Zweck wird eine *anatomische Wissensbasis*⁹ entworfen, die auf einen unbekanntem Datensatz abgebildet wird. Anschließend wird das in der Wissensbasis enthaltene anatomische Wissen der erwarteten Gefäßgeometrie eingesetzt, um Strukturen mit erwarteter Geometrie zu detektieren und infolge dessen die Menge der erforderlichen *Gefäßlandmarken* zu bestimmen.

Im folgenden Kapitel 5 wird die Erzeugung der *anatomische Wissensbasis* vorgestellt wird. Deren Erzeugung erfolgt durch die Fusion einer Trainingsmenge patientenspezifischer *Gefäßgeometrien*, die unterschiedliche Bereiche des arteriellen Gefäßbaumes enthalten. Für

⁹ Wird auch als *Atlas* bezeichnet.

die Erzeugung der Trainingsmodelle werden die enthaltenen Gefäßlandmarken V von medizinischem Personal manuell annotiert. Durch Kenntnis der im Bildausschnitt enthaltenen *Gefäßlandmarken* V und der zugrunde liegenden *Gefäßtopologie* (siehe Abschnitt 4.1.1) wird die patientenspezifische *Gefäßgeometrie* extrahiert. In der Realisierung der Modellerzeugung wird zur Verbesserung der Robustheit und Qualität der Ergebnisse jedoch nicht die Verbindung zwischen direkt benachbarten Gefäßlandmarken v_i und v_j extrahiert, da hierdurch teils sehr kurze Gefäßabschnitte von wenigen Zentimetern untersucht werden müssten. Bei der Untersuchung solch kurzer Gefäßabschnitte ist das zuvor beschriebene Verfahren zur Extraktion der Gefäßmittellinie jedoch nicht in der Lage "einzuschwingen". Die Bestimmung der Mittellinie beschränkt sich in diesen Fällen auf sehr wenige Analysen von Punktwolken auf der Gefäßwand wodurch die Schätzung der Richtung und der resultierenden Mittellinie nicht ausreichend robust durchgeführt werden kann. An benachbarten Gefäßabschnitten käme es hierbei zu un stetigen Übergängen, die nicht der Gefäßanatomie entsprechen. Zur Vermeidung dieses Effektes werden längere, aus mehreren Abschnitten bestehende Gefäßpfade untersucht, die den anatomischen Verlauf besser widerspiegeln. Eine Übersicht der berücksichtigten Gefäßpfade ist in Tabelle 4.1 aufgeführt. Nach erfolgter Segmentierung des Gefäßpfades wird die geometrische Struktur entsprechend dem *topologischen Modell* wieder in Teilabschnitte zerlegt. In der Übersicht wird unterschieden, ob sowohl der Start- als auch der Endpunkt präzise definiert sind, wie dies für die Gefäßverbindung zwischen Aortenklappe und Aortenverzweigung (*Valva aortae* \Leftrightarrow *Bifurcatio aortae*) der Fall ist oder ob lediglich der Startpunkt präzise definiert ist und somit der Endpunkt nach erfolgter Extraktion durch eine *Pseudolandmarke* abgeschlossen wird.

Gefäßlandmarke	Typ	Gefäßlandmarke
1 <i>Valva aortae</i>	⊨	3 <i>Bifurcatio aortae</i>
108 <i>Aorta - Truncus brachiocephalicus</i>	⇒	14 <i>A. carotis externa dextra</i>
10 <i>A. carotis sinus dextra</i>	⇒	12 <i>A. carotis interna dextra</i>
8 <i>Truncus brachiocephalicus proximal</i>	⇒	40 <i>A. subclavia dextra</i>
107 <i>Aorta - A. carotis communis sinistra</i>	⇒	13 <i>A. carotis interna sinistra</i>
9 <i>A. carotis sinus sinistra</i>	⇒	11 <i>A. carotis interna sinistra</i>
106 <i>Aorta - A. subclavia sinistra</i>	⇒	6 <i>A. subclavia sinistra</i>
116 <i>Aorta - Truncus coeliacus</i>	⇒	16 <i>Truncus coeliacus</i>
117 <i>Aorta - A. mesenterica superior</i>	⇒	17 <i>A. mesenterica superior</i>
18 <i>A. renalis</i>	⇒	28 <i>A. renalis sinistra</i>
18 <i>A. renalis</i>	⇒	29 <i>A. renalis dextra</i>
119 <i>Aorta - A. mesenterica inferior</i>	⇒	19 <i>A. mesenterica inferior</i>
3 <i>Bifurcatio aortae</i>	⇒	48 <i>A. tibialis posterior dextra</i>
44 <i>A. iliaca communis dextra distal</i>	⇒	42 <i>A. iliaca interna dextra</i>
38 <i>A. iliaca externa dextra distal</i>	⇒	30 <i>A. profunda femoris dextra</i>
21 <i>A. poplitea dextra distal</i>	⇒	23 <i>A. tibialis anterior dextra</i>
50 <i>Truncus tibiofibularis dextra</i>	⇒	27 <i>A. fibularis dextra</i>
3 <i>Bifurcatio aortae</i>	⇒	49 <i>A. tibialis posterior sinistra</i>
45 <i>A. iliaca communis sinistra distal</i>	⇒	43 <i>A. iliaca interna sinistra</i>
39 <i>A. iliaca externa sinistra distal</i>	⇒	31 <i>A. profunda femoris sinistra</i>
20 <i>A. poplitea sinistra distal</i>	⇒	22 <i>A. tibialis anterior sinistra</i>
51 <i>Truncus tibiofibularis sinistra</i>	⇒	26 <i>A. fibularis sinistra</i>

Tabelle 4.1: Bevorzugte Gefäßpfade zur Extraktion zusammenhängender Gefäßabschnitte des im CTA-Datensatz enthaltenen Ausschnitts der Gefäßtopologie. Die hervorgehobenen Einträge entsprechen den Hauptästen des arteriellen Gefäßbaumes, wohingegen davon entspringende Blutgefäße nicht hervorgehoben sind. Der Typ \Rightarrow gibt an, dass lediglich der Startpunkt und optionale Stützstellen präzise definiert ist, für \models ist die Ziellandmarke ebenfalls bekannt.

Anatomische Wissensbasis

Die *anatomische Wissensbasis* modelliert patientenübergreifend die Geometrie und Topologie des arteriellen Gefäßbaumes. Damit bildet sie ein zentrales Element des vorgestellten Verfahrens zur vollautomatischen Extraktion des arteriellen Gefäßbaumes und findet in jedem Schritt der Verarbeitungskette von der Analyse des vorliegenden Datensatzes bis hin zu der Betrachtung eines extrahierten geometrischen Modells Anwendung. Im Gegensatz zu der patientenspezifischen Beschreibung des arteriellen Gefäßsystems des vorangegangenen Kapitels 4, bei der eine möglichst präzise Beschreibung der Gefäßgeometrie im Vordergrund steht, abstrahiert die *anatomische Wissensbasis* von individuellen Merkmalen. Für den Entwurf der *anatomischen Wissensbasis* sind somit Gemeinsamkeiten patientenspezifischer Gefäßgeometrien zu identifizieren. Diese Eigenschaften sollen aus den in Abschnitt 4.1.2 und 4.1.1 beschriebenen *geometrischen* und *topologischen Modellen* abgeleitet werden können und bilden die Grundlage für die modellbasierte Analyse unbekannter Datensätze.

Die Topologie des arteriellen Gefäßbaums unterscheidet sich leicht von Mensch zu Mensch, wobei die Variabilität der Topologie im Bereich des *Arcus aortae* am höchsten ist. In diesem Bereich zweigen nicht immer drei, sondern seltener auch zwei, vier oder fünf Blutgefäße ab, wodurch sich die Topologie des *topologischen Modells* aus Abschnitt 4.1.1 ändert. Allerdings beschränkt sich die Variabilität zum überwiegenden Teil auf die Position, an der ein Blutgefäß aus der *Aorta* entspringt. Die überwiegende Mehrheit der vorkommenden Verzweigungsmuster lassen sich durch Verschieben der *Gefäßlandmarken* durch das *topologische Modell* abbilden. Entspringen beispielsweise lediglich zwei Gefäße aus dem Aortenbogen anstatt drei wird ein gemeinsamer Gefäßabschnitt doppelt in dem *geometrischen Modell* repräsentiert. Die zwei erwarteten Abzweigungspunkte in dem Aortenbogen fallen somit zu einem Punkt zusammen. Dieses Vorgehen ermöglicht eine vereinfachte Modellierung der Topologie und erzielt eine hinreichende Flexibilität. Im Gegensatz zu den topologischen Unterschieden, die durch Verschiebungen des Gefäßursprungs entstehen, können auch zusätzliche Blutgefäße auftreten, wie dies beispielsweise bei den *Ae. renales* der Fall ist. Wie von Urban [Urban 01] beschrieben, entspringen die zusätzlichen Gefäße meist der *Aorta* und treten einseitig mit einer Wahrscheinlichkeit von 30 % auf. Beidseitig weisen 10 % der untersuchten Patienten jeweils mindestens eine zusätzliche Renalarterie auf. Im Gegensatz zu den topologischen Unterschieden des *Arcus aortae* werden zusätzliche Renalarterien in der *anatomischen Wissensbasis* explizit modelliert.

Die Geometrie der Gefäßabschnitte kann sich ebenfalls deutlich von Mensch zu Mensch unterscheiden. So hängt beispielsweise der Durchmesser der *Aorta ascendens* und der *Aorta descendens* wie von Wolak et al. [Wolak 08] untersucht von Alter, Geschlecht und Körperoberfläche des Patienten ab. Zusätzlich beeinflusst der Zeitpunkt innerhalb eines Herzzyklus¹ durch die Elastizität der Gefäßwand die Geometrie der Arterien. Die Elastizität der *Aorta ascendens* und der *Aorta descendens* während dem Herzzyklus in Abhängigkeit von dem Alter wurde im Rahmen dieser Arbeit untersucht [Li 11]. Mit zunehmendem Alter nimmt die Elastizität der Blutgefäße und damit die relative Änderung der Querschnittfläche während dem Herzzyklus nichtlinear ab. Ebenfalls kann beobachtet werden, dass die absoluten Werte des maximalen Gefäßdurchmessers (siehe Gleichung 4.5) deutlich von dem Zeitpunkt der Aufnahme innerhalb des Herzzyklus beeinflusst werden. Für die *anatomische Wissensbasis* sind daher absolute Größen der geometrischen Beschreibung von Gefäßabschnitten als alleinige Merkmale nicht ausreichend. Stattdessen beruht die in Abschnitt 5.2 vorgestellt Beschreibung der *anatomischen Wissensbasis* überwiegend auf relativen Größen, die eine Änderung der Bezugsgröße eines Gefäßabschnittes in Abhängigkeit von dem relativen Offset innerhalb des Gefäßabschnittes beschreiben.

5.1 Anwendungsbereiche der anatomischen Wissensbasis

Die Anwendungsbereiche der *anatomischen Wissensbasis* decken den gesamten Prozess der vollautomatischen Extraktion des arteriellen Gefäßbaums ab und reichen von der Analyse eines unbekanntes Datensatzes bis hin zur Untersuchung eines extrahierten geometrischen Gefäßmodells. Nachfolgend wird ein Einblick in die Anwendungsbereiche gegeben, wobei eine detaillierte Beschreibung des Einsatzes in den jeweiligen Abschnitten erfolgt.

Analyse eines unbekanntes Datensatzes

Im Rahmen der Analyse eines unbekanntes Datensatzes gilt es, den in dem Bild dargestellten Ausschnitt des arteriellen Gefäßsystems zu bestimmen und die enthaltenen *Gefäßlandmarken* zu detektieren. Hiermit wird die Extraktion des geometrischen Gefäßmodells durch die in Kapitel 4 beschriebenen Verfahren vorbereitet. Für die Detektion der *Gefäßlandmarken* wird die *anatomische Wissensbasis* auf das vorliegende Bild registriert. Anschließend werden Positionen der *Gefäßlandmarken* detektiert, deren Gefäßverbindungen im Sinne der *anatomischen Wissensbasis* die höchste Wahrscheinlichkeit aufweisen.

Extraktion des geometrischen Gefäßmodells

Während der Extraktion des *geometrischen Gefäßmodells* erfolgt eine Parametrisierung der modellbasierten Segmentierungsverfahren auf Grundlage der *anatomischen Wissensbasis*. So beeinflusst beispielsweise der erwartete Gefäßdurchmesser die Länge der Suchstrahlen sowohl bei der Mittellinienextraktion als auch bei Bestimmung der Gefäßkonturen. Ebenfalls wird die Initialisierung des Zylindermodells aus der *anatomischen Wissensbasis* abgeleitet.

Untersuchung des geometrischen Gefäßmodells

Nach erfolgter Extraktion des arteriellen Gefäßsystems kann die *anatomische Wissensbasis*

¹ Wiederkehrende, pumpende Bewegung des Herzens bestehend aus *Diastole* (Entspannungsphase, mit Blut gefüllt), *atriale Systole* (Anspannungsphase, Blut fließt von Vorhöfen in die Kammern) und *ventrikuläre Systole* (Austreibungsphase, Kontraktion der Hauptkammern).

auch für eine optionale Untersuchung des Extraktionsergebnisses herangezogen werden. Hierbei bilden insbesondere lokale Abweichungen von der erwarteten Gefäßform einen Anhaltspunkt für eine mögliche pathologische Veränderung des Gefäßabschnittes wie beispielsweise Stenosen oder Aneurysmen.

5.2 Beschreibung der anatomischen Wissensbasis

Wie bereits beschrieben abstrahiert die *anatomische Wissensbasis* von patientenspezifischen Eigenschaften des Gefäßsystems. Dies wird dadurch erreicht, dass die Beschreibung eines Gefäßabschnittes nicht wie im Falle des *geometrischen Gefäßmodells* durch eine präzise Modellierung der Gefäßwand erfolgt, sondern durch Profile geometrischer Eigenschaften. Hierbei handelt es sich beispielsweise um die Querschnittfläche oder die Krümmung der Gefäßmittellinie in Abhängigkeit von dem relativen Offset entlang der Gefäßmittellinie. Aber auch Größen wie die Länge der Gefäßmittellinie und der Richtungsvektor zwischen Start- und Endlandmarke zählen hierzu. Die Beschreibung von *Gefäßlandmarken* erfolgt als dreidimensionale Zufallsvariable. In dem nachfolgenden Abschnitt wird die *anatomische Wissensbasis* vorgestellt und der Vorgang zur Fusion *patientenspezifischer Gefäßgeometrien* beschrieben. Zu Beginn wird hierfür eine Einführung in die Multivariate Statistik in Abschnitt 5.2.1 gegeben, da sowohl die Beschreibung unverzweigter Gefäßabschnitte als auch der Landmarkenpositionen in Form von Zufallsvariablen erfolgt. Anschließend wird in Abschnitt 5.3 die Modellierung der anatomischen Wissensbasis eingeführt.

Für die Erzeugung der Wissensbasis durch Fusion einer Menge geometrischer Modelle ist vorab eine Registrierung der einzelnen Modelle erforderlich. Zum einen werden hierdurch *extrinsische Parameter* wie die Patientenorientierung auf dem Untersuchungstisch und der dargestellte Körperauschnitt aber auch *intrinsische Parameter* wie Körpergröße und Gewicht der Patienten sowie leichte anatomische Unterschiede ausgeglichen. Die Registrierung erfolgt als nicht-rigide Transformation auf Grundlage von Punktkorrespondenzen, die durch die *Körperlandmarken* explizit gegeben sind. Das Verfahren zur Registrierung *geometrischer Modelle* wird in Abschnitt 5.3.1 beschrieben. Die im folgenden Kapitel vorgestellten Verfahren wurden von Godenschwager [Godenschwager 11] im Rahmen einer Abschlussarbeit erarbeitet. Dabei sind insbesondere Beiträge zur multivariaten Statistik sowie der *Thin Plate-Spline* Transformation korrespondierender Landmarkenmen- gen entstanden. Das nachfolgende Kapitel orientiert sich daher an der zuvor genannten Arbeit.

5.2.1 Multivariate Statistik

Die Untersuchung des arteriellen Gefäßbaumes bildet den zentralen Aspekt dieser Arbeit. Dabei werden für die geometrische Beschreibung der Gefäßgeometrie *anatomische* und *vaskuläre Landmarken* eingesetzt. Landmarken definieren präzise und eindeutig beschreibbare Positionen anatomischer Strukturen und können somit zur Orientierung innerhalb eines Datensatzes aber auch zum Auffinden korrespondierender Strukturen in mehreren Datensätzen dienen. Die Positionen der Landmarken liegen als dreidimensionale Koordinaten eines Referenzkoordinatensystems vor. Für statistische Analysen einer Menge von Landmarken ist

es somit erforderlich, die Koordinaten als mehrdimensionale Zufallsvariablen zu betrachten. In der multivariaten Statistik werden mehrere Zufallsvariablen gleichzeitig untersucht. Im Falle einer Landmarkenposition $\mathbf{x} = (xyz)^T \in \mathbb{R}^3$ ist es durch die gemeinsame Analyse möglich, Abhängigkeiten zwischen den Komponenten zu berücksichtigen.

Da für die Erstellung des statistischen Modells der Gefäßgeometrie eine Menge patientenspezifischer geometrischer Gefäßmodelle zur Verfügung steht, lässt sich für jede Landmarke die Verteilung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten durch eine frequentistische Analyse der Landmarkenposition in der Stichprobe bestimmen. Hierzu ist vorab eine Registrierung der Datensätze erforderlich, wofür eine Angabe der Ortsunsicherheit automatisch detektierte Landmarken von Interesse ist.

Neben der Beschreibung der Landmarkenpositionen kommt die multivariate Statistik ebenfalls bei der Betrachtung unverzweigter Gefäßabschnitte zum Einsatz. Dabei hängt die Dimensionalität von der betrachteten Größe zur Beschreibung einer geometrischen Eigenschaft ab und reicht von eindimensionalen Größen wie der Länge einer Gefäßmittellinie bis zu n -dimensionalen Größen bei Flächenprofilen, bei denen die Querschnittsfläche eines Gefäßabschnittes an n diskreten Stellen abgetastet wird.

Aus einer m -elementigen Stichprobe $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m\} \subset \mathbb{R}^n$ einer zufälligen Verteilung, lässt sich der Schwerpunkt der Verteilung $\bar{\mathbf{x}}$ und die $n \times n$ -Kovarianzmatrix $\text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X})$ durch

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i \quad (5.1)$$

und

$$\text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) = \begin{pmatrix} \text{Cov}(\mathbf{X}^1, \mathbf{X}^1) & \cdots & \text{Cov}(\mathbf{X}^1, \mathbf{X}^n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}(\mathbf{X}^n, \mathbf{X}^1) & \cdots & \text{Cov}(\mathbf{X}^n, \mathbf{X}^n) \end{pmatrix} \quad (5.2)$$

$$= \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (5.3)$$

schätzen, wobei \mathbf{X}^i mit $1 \leq i \leq n$ die i -te Komponente von \mathbf{X} bezeichnet. Der Eintrag $\text{Cov}(i, j)$ der Kovarianzmatrix entspricht der Kovarianz zwischen den Komponenten \mathbf{X}^i und \mathbf{X}^j

$$\text{Cov}(\mathbf{X}^i, \mathbf{X}^j) = \frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^m (\mathbf{X}_i^k - \bar{\mathbf{X}}_i)^T (\mathbf{X}_j^k - \bar{\mathbf{X}}_j). \quad (5.4)$$

Der Schwerpunkt beschreibt das Zentrum der Verteilung und die Kovarianz ist ein richtungsabhängiges Maß für die Streuung der Verteilung. Die Determinante der Kovarianzmatrix $\det(\text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X}))$ stellt hingegen ein richtungsunabhängiges Maß für die Varianz der Verteilung dar.

5.2.2 Distanzmaße

Ist für eine Zufallsvariable die Verteilung ihrer Aufenthaltswahrscheinlichkeit bekannt, so stellt sich die Frage wie sich Distanzen zwischen einem Punkte und der Aufenthaltsverteilung

messen lassen. Die einfache Bestimmung der euklidischen Distanz zwischen dem Anfragepunkt und dem Mittelpunkt der Verteilung lässt die richtungsabhängige Varianz unberücksichtigt und ist somit ungeeignet. Ein geeignetes Distanzmaß sollte für zwei Punkte mit gleichem euklidischen Abstand eine geringere Distanz für den Punkt liefern, in dessen Richtung die Verteilung stärker streut. Ein geeignetes Distanzmaß, das diese Eigenschaft erfüllt, ist die *Mahalanobisdistanz*.

Ebenso ist ein Distanzmaß von großer Bedeutung, mit dem zwei Aufenthaltsverteilungen bezüglich ihrer Überlagerung untersucht werden können. Auch hier genügt eine Betrachtung der Schwerpunkte nicht den Anforderungen, sondern eine Berücksichtigung der Streuungen beider Verteilungen ist essentiell. Eine Möglichkeit, die Überlagerung zweier Verteilungen unter Berücksichtigung der Streuung zu bewerten, ist die *Bhattacharyyadistanz*.

Mahalanobisdistanz

Die *Mahalanobisdistanz* D_M zwischen einer gegebenen Punktwolke $\mathbf{X} \subseteq \mathbb{R}^n$ mit Schwerpunkt $\bar{\mathbf{x}}$ und Kovarianzmatrix $\text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X})$ und einem Punkt $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^n$ ist definiert als

$$D_M(\mathbf{p}) = \sqrt{(\mathbf{p} - \bar{\mathbf{x}})^T \text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X})^{-1} (\mathbf{p} - \bar{\mathbf{x}})}. \quad (5.5)$$

Die Berechnung der *Mahalanobisdistanz* erfolgt durch Division und damit Gewichtung

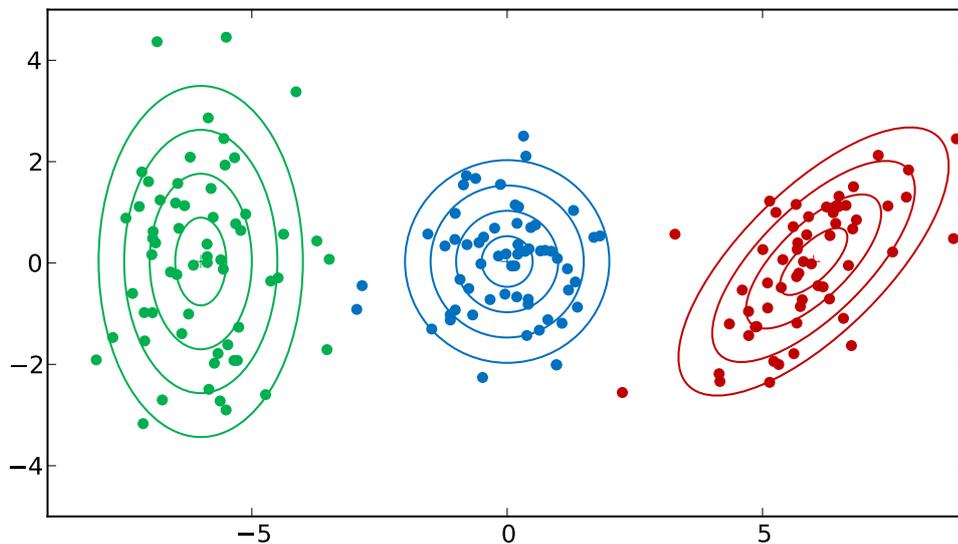


Abb. 5.1: Beispielhafte Stichproben dreier Verteilungen im \mathbb{R}^2 : In grün $\mathcal{N}((-6 \ 0)^T, \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix})$, in blau $\mathcal{N}((0 \ 0)^T, \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix})$ und in rot $\mathcal{N}((6 \ 0)^T, \begin{pmatrix} 1,75 & 1,25 \\ 1,25 & 1,75 \end{pmatrix})$. Dabei sind die Schwerpunkte $\bar{\mathbf{x}}$ der Verteilungen durch Kreuze dargestellt. Die Ellipsen veranschaulichen Orte, an denen die Mahalanobisdistanz M_D die Werte 0,5, 1, 1,5 und 2 (von innen nach außen) annimmt (Abbildungen nach [Godenschwager 11]).

des euklidischen Abstandes von \mathbf{p} zu $\bar{\mathbf{x}}$ durch die Varianz von \mathbf{X} in Richtung $\mathbf{p} - \bar{\mathbf{x}}$. In

Richtung großer Streuung steigt die *Mahalanobisdistanz* somit langsamer an als in Richtungen mit geringer Streuung. Der Spezialfall einer Kovarianzmatrix $\text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X})$ in Form einer Diagonalmatrix zeigt dies besonders deutlich:

$$D_M(\mathbf{p}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(\mathbf{p}_i - \bar{\mathbf{x}}_i)^2}{\sigma_i^2}}, \text{ falls } \text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) = \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \sigma_n \end{pmatrix}. \quad (5.6)$$

Für $\sigma_i^2 = 1$ entspricht dann die *Mahalanobisdistanz* der euklidischen Distanz. Ist die Varianz $\sigma_i^2 < 1$, so beeinflusst der Wert dieser Komponente die *Mahalanobisdistanz* stärker und für Werte $\sigma_i^2 > 1$ wird die Distanz weniger stark berücksichtigt. Alle Punkte gleicher *Mahalanobisdistanz* liegen im \mathbb{R}^2 auf einer Ellipse und im \mathbb{R}^3 auf einem Ellipsoiden. Dieser Sachverhalt wird in Abbildung 5.1 für verschieden normalverteilte Stichproben veranschaulicht.

Bhattacharyyadistanz

Für zwei sich überlappende, kontinuierliche Wahrscheinlichkeitsverteilungen r und s über dem \mathbb{R}^n ist die *Bhattacharyyadistanz* definiert als

$$D_B(r, s) = -\ln BC(r, s), \quad (5.7)$$

wobei der *Bhattacharyyakoefizient* BC bestimmt wird als

$$BC(r, s) = \int \sqrt{r(\mathbf{x})s(\mathbf{x})} d\mathbf{x},$$

wobei $0 \leq BC(r, s) \leq 1$ gilt. In dem Spezialfall identischer Verteilungen, entspricht der *Bhattacharyyakoefizient* dem Integral über einer Wahrscheinlichkeitsverteilung und somit gemäß der Definition eins. Überlappen sich die Verteilungen an keinem Punkt, so gibt es keine Position \mathbf{x} an der $r(\mathbf{x}) \neq 0$ und $s(\mathbf{x}) \neq 0$ und es folgt daraus $BC = 0$.

Für zwei normalverteilte Zufallsvariablen $\mathbf{X} \sim \mathcal{N}(\mu_1, \text{Cov}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_1))$ und $\mathbf{Y} \sim \mathcal{N}(\mu_2, \text{Cov}(\mathbf{X}_2, \mathbf{X}_2))$ wird die *Bhattacharyyadistanz* nach [Bhattacharyya 43] durch

$$D_B(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{1}{8}(\mu_1 - \mu_2)^T \text{Cov}_{1,2}^{-1}(\mu_1 - \mu_2) + \frac{1}{2} \ln \left(\frac{\det \text{Cov}_{1,2}}{\sqrt{\det \text{Cov}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_1) \det \text{Cov}(\mathbf{X}_2, \mathbf{X}_2)}} \right) \quad (5.8)$$

mit

$$\text{Cov}_{1,2} = \frac{\text{Cov}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_1) + \text{Cov}(\mathbf{X}_2, \mathbf{X}_2)}{2}.$$

berechnet. Exemplarische Paare normalverteilter Stichproben und ihre zugehörigen *Bhattacharyyadistanzen* sind in Abbildung 5.2 dargestellt. Dabei wird veranschaulicht, dass eine stärkere Überlagerung der Verteilungen zu einer geringeren *Bhattacharyyadistanz* führt. Dies kann einerseits durch einen geringeren euklidischen Abstand der Schwerpunkte oder durch eine größere Streuung der Stichprobe erzielt werden.

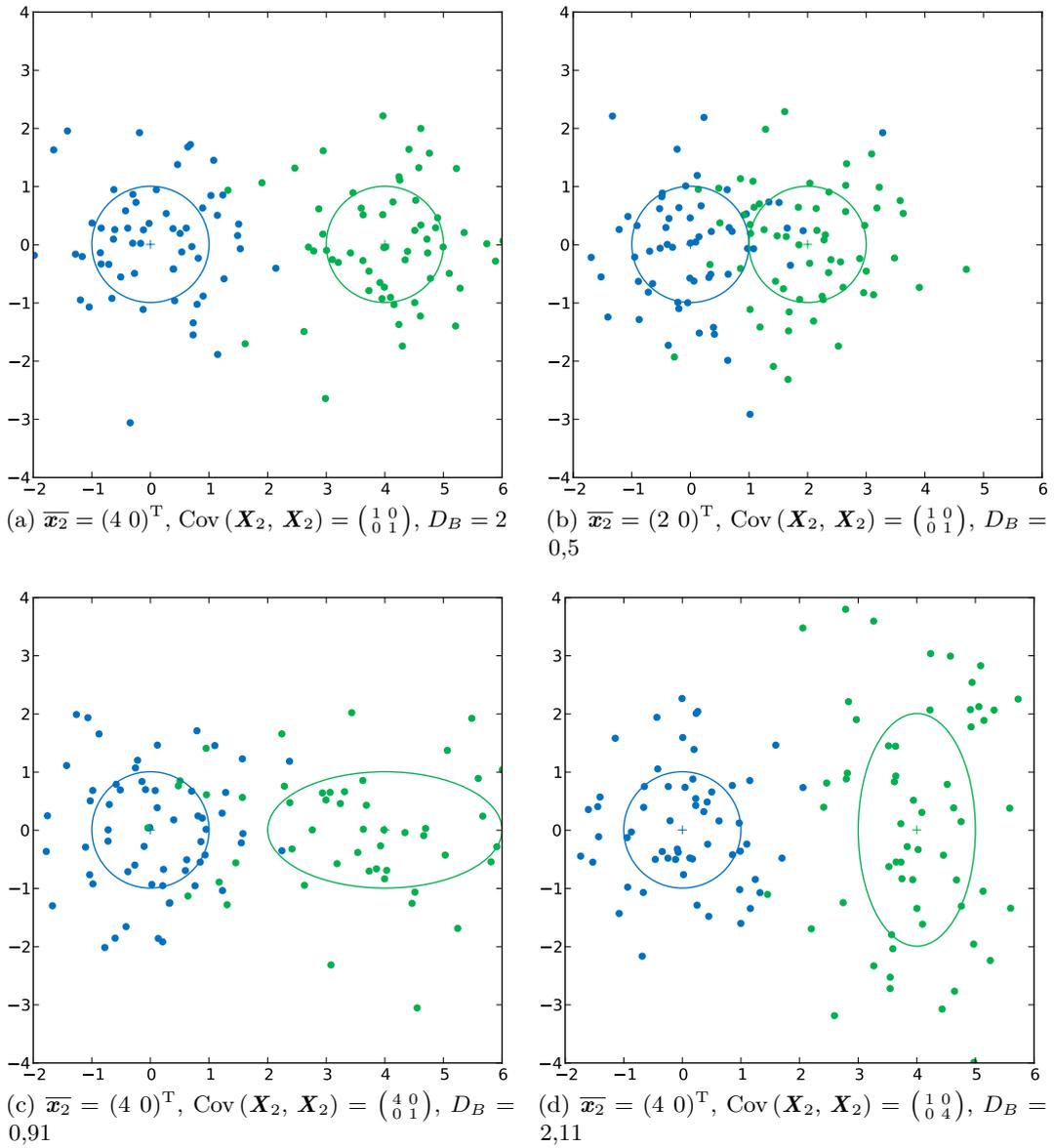


Abb. 5.2: *Bhattacharyyadistanz* D_B zwischen den normalverteilten Stichproben unter $\mathcal{N}(\bar{\mathbf{x}}_1, \text{Cov}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_1))$ in blau und $\mathcal{N}(\bar{\mathbf{x}}_2, \text{Cov}(\mathbf{X}_2, \mathbf{X}_2))$ in grün aus dem \mathbb{R}^2 . In allen vier Abbildungen gilt: $\bar{\mathbf{x}}_1 = (0 \ 0)^T$, $\text{Cov}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_1) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$. Zusätzlich eingezeichnet ist die Ellipse, auf der für die jeweilige Verteilung die *Mahalanobisdistanz* $D_M = 1$ ist. Zwischen Unterabbildung (a) und den Unterabbildungen (b), (c) und (d) wurde jeweils $\bar{\mathbf{x}}_2$ und $\text{Cov}(\mathbf{X}_2, \mathbf{X}_2)$ verändert (Abbildungen nach [Godenschwager 11]).

5.2.3 Multivariate Normalverteilung

Die Übertragung der Normalverteilung auf mehrdimensionale Vektoren von korrelierten Zufallsvariablen und die Eigenschaften der multivariaten Normalverteilung sollen nachfolgend dargestellt werden. Eine ausführlichere Betrachtung findet sich beispielsweise in [Ribeiro 04]. Die Grundlagen über Ellipsoide als Maß für die Ortsunsicherheit sind aus [Smith 86] entnommen.

Für eine multivariate Normalverteilung mit Erwartungsvektor μ und Kovarianzmatrix Σ ist eine Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion definiert als

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{k/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mu)^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x}-\mu)}. \quad (5.9)$$

Es existiert dabei keine analytische Form der für die Verteilungsfunktion

$$F(\mathbf{x}) = \int f(\mathbf{x}) d\mathbf{x}, \quad (5.10)$$

so dass es erforderlich ist das Integral aus Gleichung 5.10 numerisch zu lösen.

Eine häufige Fragestellung des univariaten Falls ist die Bestimmung der Wahrscheinlichkeit, dass eine normalverteilte Zufallsvariable in einem bestimmten Intervall liegt. Meist werden hierfür symmetrische Intervalle mit einem Vielfachen der Standardabweichung als Beschränkung angewandt. Nachfolgend wird beschrieben, wie dieser Ansatz auf den multivariaten Fall übertragen werden kann. Ein naheliegender Ansatz ist die Definition eines Intervalls $a_1 \leq x \leq b_1$, $a_2 \leq y \leq b_2$, $a_3 \leq z \leq b_3$. Dadurch wird ein achsenparalleler Quader zwischen den Punkten a und b definiert, auf dem f integriert werden kann. Doch selbst für den Fall, dass die Verteilungsfunktion F gegeben ist, ist es nicht trivial dieses Integral zu bestimmen. Außerdem ist bei diesem Ansatz problematisch die Standardabweichung in die Berechnung einzubringen. Selbst für die Vereinfachung einer Kovarianzmatrix als Diagonalmatrix, womit die Standardabweichungen entlang der Koordinatenachsen direkt entnommen werden können, gilt dies für alle abweichenden Richtungen nicht (siehe hierzu Abbildung 5.3a).

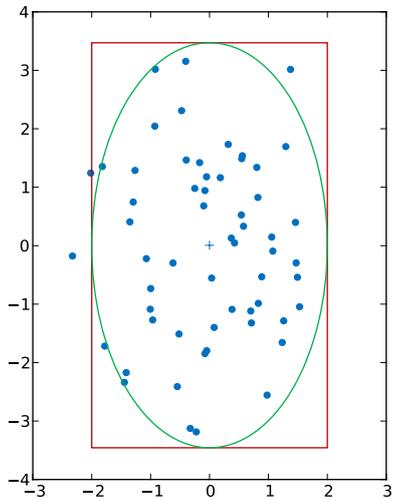
Die Anwendung der *Mahalanobisdistanz* ermöglicht in diesem Fall eine Einschränkung des Raumes über den eine Integration der Dichtefunktion f erfolgt. Die *Mahalanobisdistanz* stellt damit in jede Richtung die Begrenzung des Raumes und entspricht damit der Standardabweichung im univariaten Fall. Damit ergibt sich die Fragestellung, wie das Integral über f auf einem Raum bestimmt werden kann, bei dem für alle Punkte p gilt: $D_M(p) \leq c$. Hierbei kann ausgenutzt werden, dass die *Mahalanobisdistanz* bei normalverteilten Zufallsvariablen im \mathbb{R}^d χ_d -verteilt ist, wobei d der Dimensionalität des Zufallsvektors entspricht.

Die Verteilungsfunktion der χ_d -Verteilung G ist mit Hilfe der regularisierten Gammafunktion Γ durch

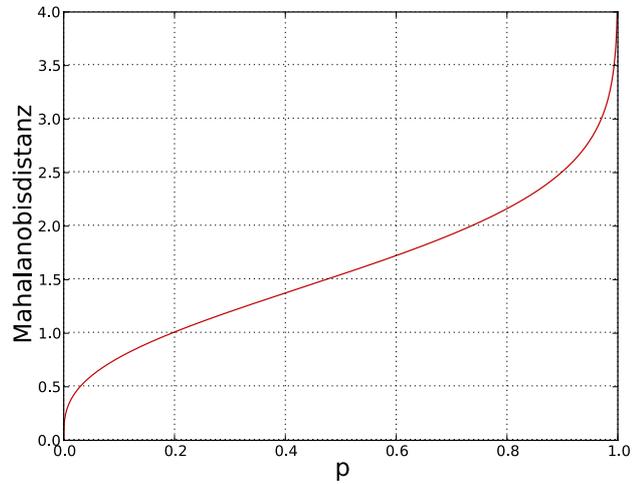
$$G(\mathbf{x}) = \Gamma\left(\frac{d}{2}, \frac{\mathbf{x}^2}{2}\right) \quad (5.11)$$

definiert. Durch diesen Umstand lässt sich die Wahrscheinlichkeit, dass ein beliebiger Punkt einer normalverteilten Zufallsvariable \mathbf{X} mit der Dichtefunktion f in einem Ellipsoiden mit der *Mahalanobisdistanz* c liegt, angeben mit

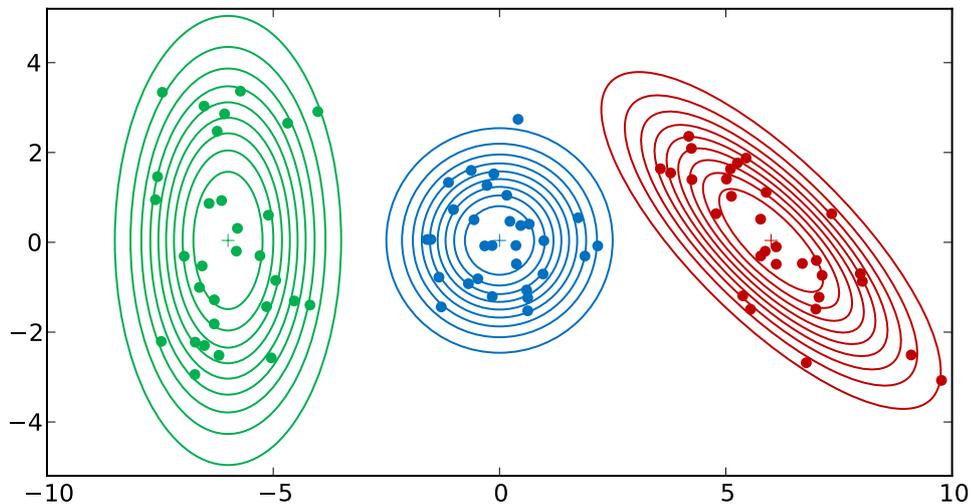
$$\int_{\substack{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d \\ D_M(\mathbf{x}) < c}} f(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = G(c). \quad (5.12)$$



(a) In blau: Normalverteilte Stichprobe unter $\mathcal{N}((0\ 0)^T, \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 3 \end{pmatrix})$. In rot: rechteckige Begrenzung mit der Ausdehnung 2σ in Richtung der Achsen des Koordinatensystems. In grün: Ellipse mit Mahalanobisdistanz $D_M = 2$ (Abbildung nach [Godenschwager 11]).



(b) Inverse Verteilungsfunktion der χ^2_3 -Verteilung. Sie gibt für normalverteilte Zufallsvariablen an, wie die Mahalanobisdistanz in Abhängigkeit der Wahrscheinlichkeit p verteilt ist (Abbildung nach [Godenschwager 11]).



(c) Drei Stichproben aus drei Normalverteilungen im \mathbb{R}^2 : In grün $\mathcal{N}((-6\ 0)^T, \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix})$, in blau $\mathcal{N}((0\ 0)^T, \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix})$ und in rot $\mathcal{N}((6\ 0)^T, \begin{pmatrix} 2,25 & -1,75 \\ -1,75 & 2,25 \end{pmatrix})$. Die Kreuze symbolisieren die Schwerpunkte \bar{x} der Verteilungen. Eingezeichnet sind die Konfidenzellipsen für $p \in \{0,1; 0,2; \dots; 0,9\}$ (von Innen nach Außen). Die Mahalanobisdistanzen der Punkte auf den Ellipsen sind $\{0,76; 1,00; 1,19; 1,37; 1,54; 1,72; 1,91; 2,15; 2,50\}$ (vgl. Abbildung 5.3b) (Abbildung nach [Godenschwager 11]).

Abb. 5.3: Konfidenzellipsen multivariater Normalverteilungen

Durch dieses Vorgehen können Ellipsoide definiert werden, innerhalb denen eine Realisation von X mit einer gegebenen Wahrscheinlichkeit p zu liegen kommt. Damit können diese Ellipsoide als Konfidenzellipsoide betrachtet werden, in die eine zufällige Stichprobe mit Wahrscheinlichkeit p fällt. Zur Veranschaulichung sind Abbildung 5.3c beispielhafte Verteilungen im \mathbb{R}^2 mit zugehörigen Konfidenzellipsen dargestellt.

5.3 Erzeugung der Wissensbasis aus patientenspezifischen Gefäßgeometrien

Die im vorigen Abschnitt beschriebene multivariate Statistik bildet die Grundlage zur Beurteilung der *Konformität* eines *geometrischen Gefäßmodells* mit der *anatomischen Wissensbasis*. Hierfür wird nachfolgend die Erzeugung der *anatomischen Wissensbasis* aus patientenspezifischen *geometrischen Gefäßmodellen* und die Berechnung der *Konformität* von Landmarkenpositionen beziehungsweise unverzweigten Gefäßabschnitten mit der *anatomischen Wissensbasis* beschrieben.

Als Vorbereitung der Fusion individueller Gefäßmodelle ist ein geeigneter Algorithmus zur Registrierung anzuwenden. Es ist dabei erforderlich eine dreidimensionale Registrierung durchzuführen, da CTA-Datensätze volumetrisch sind. Wie zu Beginn des Kapitels beschrieben, ist es Aufgabe des Registrierungsalgorithmus sowohl *extrinsische Parameter*, die sich aus der Patientenorientierung ergeben, als auch *intrinsische Parameter*, die sich aus den anatomischen Merkmalen des Patienten ergeben, auszugleichen. Als Grundlage der Registrierung dienen die in Abschnitt 4.1.1 vorgestellten *anatomischen Landmarken*. Dies hat den großen Vorteil, dass hierdurch bereits durch die anatomische Bedeutung Punktkorrespondenzen vorliegen und eine deutlich aufwändigere, bildbasierte Registrierung vermieden werden kann.

5.3.1 Landmarkenbasierte elastische Registrierung

Eine Abbildung der Koordinatensysteme unterschiedlicher Bilddaten und eine Anpassung der Körpergröße des Patienten lässt sich durch eine rigide Registrierung hinreichend gut lösen. Dafür ist eine Transformation bestehend aus Translation und Rotation in Betracht, die in der Lage ist sowohl die Patientenachsen aufeinander abzubilden als auch eine achsabhängige Skalierung zum Ausgleich der Körpergröße zu unterstützen.

Allerdings enthalten patientenspezifische Gefäßsysteme auch Variationen im Gefäßverlauf, die mittels einer rigiden Registrierung nicht zufriedenstellend ausgeglichen werden können (siehe Abschnitt 2.1.1). So können beispielsweise lokal begrenzt einzelne Gefäßabschnitte in ihrer Länge variieren. Ein Ausgleich solcher lokaler Varianzen kann durch eine rigide Transformation nicht erfolgen, sondern macht den Einsatz einer elastischen Registrierung erforderlich.

Neben den Freiheitsgraden der Transformation ist es zusätzlich notwendig zu untersuchen, welche Merkmale zur Registrierung herangezogen werden sollen. Der Fokus dieser Arbeit liegt in der Abbildung einer Menge von geometrischen Modellen arterieller Gefäßbäume auf einen Patientendatensatz. Die zugehörigen Bilddaten zu den geometrischen Beschreibungen sind zwar vorhanden, jedoch scheidet eine bildbasierte Registrierung auf Grund ihrer hohen Laufzeit aus. Es wäre erforderlich für jede zu registrierende geometrische Modell das zugehörige Bildvolumen zu laden und durch ein geeignetes Ähnlichkeitsmaß auf den unbekanntem Datensatz abzubilden. Eine deutlich effizientere Durchführung verspricht ein Ansatz basierend

auf Landmarken. In den geometrischen Modellen liegen die *anatomischen Landmarken* bereits vor. Somit ist es erforderlich für den unbekanntem Datensatz die Menge *anatomischer Landmarken* automatisch zu bestimmen, um eine Menge korrespondierender Punkte zu erhalten. Ein Nachteil dieser Lösung liegt darin, dass als Kontrollpunkte der Registrierung eine Einschränkung auf eine diskrete Menge an Landmarken erfolgt und nicht die vollständige Information des gesamten Volumendatensatzes eingesetzt wird. Allerdings wiegt die erhebliche Reduktion der erforderlichen Laufzeit zur Berechnung diesen Nachteil mehr als auf.

Thin-Plate Spline Registrierung

Die Grundlagen zur landmarkenbasierten Registrierung medizinischer Bilder mittels *Thin-Plate Splines* (TPS) wurden von Bookstein [Bookstein 89] entwickelt. Dabei kommt die Theorie über die minimierenden Eigenschaften der *Thin-Plate Splines* zum Einsatz, die von Duchon [Duchon 77] untersucht wurden. Nachfolgende wird der Ansatz von Rohr [Rohr 01] vorgestellt, die einer Erweiterung auf Bilder und Landmarken beliebiger Dimension sowie die Einbeziehung einer Ortsunsicherheit der Landmarken enthält. Auch die Schreibweisen und Variablenbezeichnungen sind an diese Arbeit angelehnt.

Für die Anwendung der *Thin-Plate Splines* ist eine Menge von n Punktkorrespondenzen in Form von zweier gleich mächtigen Punktmenge geben. Diese bestehen aus einer Menge an Quellpunkten \mathbf{p}_i und einer Menge an Zielpunkten \mathbf{q}_i die im \mathbb{R}^d liegen, wobei $i \in [1, n]$. Gesucht wird nun eine Transformationsfunktion $u : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^d$, welche sowohl die Interpolationsbedingung

$$u(\mathbf{p}_i) = \mathbf{q}_i, \quad i \in [1, n] \quad (5.13)$$

erfüllt, als auch das Energiefunktional $J : \mathcal{H}^m(\mathbb{R}^d) \rightarrow \mathbb{R}$ aller zulässigen Funktionen des Hilbertraumes \mathcal{H}^m minimiert mit Koeffizienten $\alpha_i \in \mathbb{N}^+$

$$J_{m,d}(u) = \sum_{\alpha_1 + \dots + \alpha_d = m} \frac{m!}{\alpha_1! \dots \alpha_d!} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \left(\frac{\partial^m u}{\partial x_1^{\alpha_1} \dots \partial x_d^{\alpha_d}} \right)^2 dx_1 \dots dx_d. \quad (5.14)$$

Anschaulich bedeutet dies, dass eine Transformation u gesucht wird, die jeden gegebenen Quellpunkt auf den zu ihm korrespondierenden Zielpunkt abbildet und dabei außerdem die Summe der partiellen m -ten Ableitungen minimal ist.

Für diese Fragestellung hat Duchon [Duchon 77] eine zweiteilige analytische Lösung für u vorgeschlagen, mit den Parametern $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^d$ und $\boldsymbol{\omega} \in \mathbb{R}^d$:

$$u(\mathbf{x}) = \sum_{\nu=1}^M a_\nu \phi_\nu(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^n \omega_i U(\mathbf{x}, \mathbf{p}_i). \quad (5.15)$$

Die Lösung besteht aus zwei Teilen, wobei die erste Summe den polynomiellen Anteil der Transformation beschreibt. Da J nur die m -ten Ableitungen berücksichtigt haben kleinere Ableitungen J keinen Einfluss. Somit gilt, dass Polynome vom Grad $\leq m - 1$ den Nullraum von J bilden. Daraus ergibt sich eine Dimensionalität M dieses Nullraums von

$$M = \frac{(d + m - 1)!}{d!(m - 1)!}, \quad (5.16)$$

der von den Monomen bis zum Grad $m - 1$, $\phi_1 \dots \phi_M$ aufgespannt wird. Diese Komponente der Transformationsfunktion u ist global wirksam und transformiert alle Punkte in gleicher Weise. Für $m = 2$ beschreibt dies somit den rigiden, linearen Anteil der Transformation der aus Translation, Rotation, Skalierung und Scherung zusammengesetzt ist.

Aus der Dimension des Nullraums des Energiefunktionals lässt sich auch die erforderliche minimale Anzahl Punktkorrespondenzen ableiten, die für eine Bestimmung der Transformation benötigt werden. Dafür muss $n > M$ gelten, womit mehr Punktkorrespondenzen erforderlich sind, als die Dimensionalität des Nullraumes.

Der zweite Teil der Transformationsfunktion wirkt ortsabhängig und beschreibt die Elastizität der Registrierung. Die Summe besteht aus der Überlagerung einer Menge gewichteter, radialer Basisfunktionen U dar. Radiale Basisfunktionen besitzen die Eigenschaft $f(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = f(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}\|)$, womit ihr Funktionswert lediglich von der euklidischen Distanz eines Punktes \mathbf{x} vom Mittelpunkt \mathbf{c} abhängt. Durch die Annahme $u \in H^m$, wobei H^m einen *Sobolew Raum* bezeichnet, ergibt sich für U

$$U_{m,d}(\mathbf{x}, \mathbf{p}) = \begin{cases} \Theta_{m,d} \|\mathbf{x} - \mathbf{p}\|^{2m-d} \ln \|\mathbf{x} - \mathbf{p}\|, & \text{wenn } 2m - d \text{ gerade} \\ \Theta_{m,d} \|\mathbf{x} - \mathbf{p}\|^{2m-d}, & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.17)$$

mit

$$\Theta_{m,d} = \begin{cases} \frac{(-1)^{d/2+1+m}}{2^{2m-1} \pi^{d/2} (m-1)! (m-d/2)!}, & \text{wenn } 2m - d \text{ gerade} \\ \frac{\Gamma(d/2-m)}{2^{2m} \pi^{d/2} (m-1)!}, & \text{sonst.} \end{cases}$$

Für die Bestimmung der Transformationsfunktion ist es erforderlich, die Menge der Koeffizienten a_ν und w_i zu bestimmen. Dabei lässt sich ausnutzen, dass die Koeffizienten sich nach [Rohr 01] komponentenweise als Lösung eines linearen Gleichungssystems berechnen lassen. Dieses Gleichungssystem für die k -te Komponente der a_ν und w_i besteht aus den Gleichungen

$$\mathbf{K}\boldsymbol{\omega} + \mathbf{P}\mathbf{a} = \mathbf{v} \text{ und} \quad (5.18)$$

$$\mathbf{P}^T \boldsymbol{\omega} = 0, \quad (5.19)$$

wobei

$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} U(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_1) & \dots & U(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ U(\mathbf{p}_n, \mathbf{p}_1) & \dots & U(\mathbf{p}_n, \mathbf{p}_n) \end{pmatrix}, \quad \mathbf{P} = \begin{pmatrix} \phi_1(\mathbf{p}_1) & \dots & \phi_M(\mathbf{p}_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_1(\mathbf{p}_n) & \dots & \phi_M(\mathbf{p}_n) \end{pmatrix},$$

$$\boldsymbol{\omega} = \begin{pmatrix} \omega_{1,k} \\ \vdots \\ \omega_{n,k} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a} = \begin{pmatrix} a_{1,k} \\ \vdots \\ a_{M,k} \end{pmatrix} \text{ und } \mathbf{v} = \begin{pmatrix} q_{1,k} \\ \vdots \\ q_{n,k} \end{pmatrix} \text{ für eine feste Komponente } k.$$

Dabei bewirken Gleichungen 5.18, dass die Interpolationsbedingung 5.15 für alle gegebenen Punktkorrespondenzen erfüllt ist. Mit Gleichungen 5.19 wird erzielt, dass sich die einzelnen Gewichte der radialen Basisfunktionen gegenseitig ausgleichen. Dabei ist die Auswirkung der radialen Basisfunktionen auf einen lokalen Bereich in der Umgebung der Kontrollpunkte beschränkt, für den die radialen Basisfunktionen stark unterschiedliche Funktionswerte liefern. Insgesamt setzt sich das Gleichungssystem 5.18 und 5.19 aus $n + M$ Gleichungen und identischer Anzahl Unbekannten zusammen, womit es also quadratische Form annimmt. Für jede Komponente der p_i und q_i ist ein eigenes Gleichungssystem zu lösen, womit insgesamt d dieser Gleichungssysteme erforderlich sind.

Abschwächung der Interpolationsbedingung zur Berücksichtigung von Ortsunsicherheiten

Die bisherigen Betrachtungen der Transformationsfunktion u erforderten eine exakte Abbildung der Punktkorrespondenzen aufeinander und eine Interpolation der dazwischenliegenden Bereiche. Häufig stellen die vorliegenden Punktkorrespondenzen jedoch keine vollständig zuverlässigen Informationen dar, sondern sie sind mit einer Unsicherheit behaftet. Insbesondere in dem vorliegenden Anwendungsfall anatomischer Landmarken kann es bei der automatisierten Detektion von Landmarken beispielsweise durch anatomische Unterschiede zu Unsicherheiten oder auch zu Fehlern kommen. Somit ist es erstrebenswert zusätzliche Informationen über die jeweilige Ortsunsicherheit der detektierten Landmarken einzubringen. In [Rohr 01] werden Verfahren beschrieben, mit deren Hilfe die *Thin-Plate Spline* Transformation von einer reinen Interpolation hin zu einer Approximation abzuwandeln. Damit wird die zentrale Grundlage für die Berücksichtigung von Unsicherheiten gelegt.

Der naheliegende Ansatz ist die Interpolationsbedingung abzuschwächen, indem die Interpolation durch ein Approximationskriterium im Energiefunktional J (Formel 5.14) ersetzt wird. Im Falle quadratischer Approximation ergibt sich das neue zu minimierende Energiefunktional zu

$$J_\lambda(u) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{q}_i - u(\mathbf{p}_i)\|^2 + \lambda J_{m,d}(u), \text{ mit } \lambda > 0. \quad (5.20)$$

Hierbei bewertet der erste Term den mittleren euklidischen Abstand korrespondierender Punktpaare nach Anwendung der Transformation. Hingegen wird der zweite Teil nicht verändert, wodurch wie zuvor eine möglichst glatte Transformation gesucht wird. Der zusätzlich eingeführte Faktor λ dient dabei als Steuerung der Elastizität der gesuchten Transformation u . Für den Grenzfall $\lambda \rightarrow 0$ entspricht dies der bisherigen Interpolation. Für den Grenzfall $\lambda \rightarrow \infty$ wird eine rigide, polynomielle Registrierung geliefert.

Ein besonderer Vorzug dieses abgewandelten Energiefunktional besteht darin, dass es sich durch eine geringe Abwandlung des Gleichungssystems 5.18 und 5.19 minimieren lässt. Dadurch ergibt sich die Form

$$\begin{aligned} (\mathbf{K} + n\lambda \mathbf{E}_n)\boldsymbol{\omega} + \mathbf{P}\mathbf{a} &= \mathbf{v} \\ \mathbf{P}^T \boldsymbol{\omega} &= 0, \end{aligned} \quad (5.21)$$

mit \mathbf{E}_n als Einheitsmatrix der Größe n . Die Diagonalelemente der Hauptdiagonalen von Matrix \mathbf{K} haben die Eigenschaft

$$U(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_i) = 0 \text{ für } i \in [1, n]. \quad (5.22)$$

Als Folge der Abwandlung wird das Gleichungssystem 5.21 um den Faktor $w_i \lambda$ ergänzt, was einer Verschiebung entspricht die unabhängig von den radialen Basisfunktionen ist.

Bei Betrachtung des Grenzfalles $\lambda \rightarrow 0$ wird offensichtlich, dass dies wieder zurück auf das ursprüngliche Gleichungssystem 5.18 und 5.19 und damit Interpolation entspricht. Für den Grenzfall eines gegen unendlich strebenden λ hingegen, wird jedoch eine möglichst exakte Abbildung der Quellpunkte auf die entsprechenden Zielpunkte gewährleistet. Durch die Terme $w_i \lambda$, für alle $w_i : w_i \rightarrow 0$, liegt eine polynomielle, rigide Transformation vor, die ausschließlich von den Koeffizienten a_i abhängt.

Isotrope Ortsunsicherheiten von Punktkorrespondenzen

Der zuvor eingeführte Parameter λ hat auf alle Punktkorrespondenzen identische Auswirkungen. Häufig ist es jedoch vorteilhaft, die Ortsunsicherheiten für jede Punktkorrespondenz individuell angeben zu können. In dem beabsichtigten Anwendungsfall der Detektion anatomischer Landmarken in medizinischen Bilddaten, ist anzunehmen, dass verschiedene Landmarken mit unterschiedlicher Robustheit detektiert werden können. So existieren Landmarken deren anatomische Umgebung sehr charakteristische Eigenschaften aufweist und in Folge dessen ein Ergebnis mit geringer Ortsunsicherheit liefert. Im Gegensatz dazu existieren auch Landmarken deren Detektion komplexer ist und daher eine erhöhte Unsicherheit zu erwarten ist. Ein geeignetes Maß zur Beschreibung der isotropen Ortsunsicherheit kann die Varianz σ^2 eingesetzt werden.

Durch Anwendung der Varianzen σ_i^2 , $i \in [1, n]$ für die jeweiligen Punktkorrespondenzen kann ein sinnvolles Energiefunktional J

$$J_\lambda(u) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\|\mathbf{q}_i - u(\mathbf{p}_i)\|^2}{\sigma_i^2} + \lambda J_{m,d}(u), \quad \text{mit } \lambda > 0 \text{ und } \sigma_i^2 > 0 \quad (5.23)$$

definiert werden. Wodurch der quadratische euklidische Abstand durch die zugehörige Varianz gewichtet wird. Hierdurch fließen Abweichungen nach der Registrierung weniger stark in das Energiefunktional ein, falls die Ortsunsicherheit groß und damit $\sigma^2 > 1$ ist. Im Gegensatz dazu verstärkt eine geringe Ortsunsicherheit ($\sigma^2 < 1$) den Einfluss einer Abweichung auf Wert des Energiefunktional.

Bei dem bisherigen Ansatz ist zu beachten, dass für jede Punktkorrespondenz lediglich eine Varianz angeben werden kann. Diese muss in geeigneter Weise aus den Ortsunsicherheiten des Quellpunktes $\sigma_{i,\mathbf{p}}^2$ und der Ortsunsicherheit des korrespondierenden Zielpunktes $\sigma_{i,\mathbf{q}}^2$ bestimmt werden können. Als geeignete Wahl wird in [Rohr 01] eine Addition $\sigma_i^2 = \sigma_{i,\mathbf{p}}^2 + \sigma_{i,\mathbf{q}}^2$ der Varianzen vorgeschlagen.

Die beschriebene Erweiterung des Verfahrens um isotrope Ortsunsicherheiten kann ebenfalls durch Anpassung des linearen Gleichungssystems realisiert werden

$$\begin{aligned} (\mathbf{K} + n\lambda \mathbf{W}^{-1})\boldsymbol{\omega} + \mathbf{P}\mathbf{a} &= \mathbf{v} \\ \mathbf{P}^T \boldsymbol{\omega} &= 0 \end{aligned} \quad (5.24)$$

wobei \mathbf{W}^{-1} eine Diagonalmatrix bezeichnet, deren Diagonalelemente die Varianzen enthält

$$\mathbf{W}^{-1} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \sigma_n^2 \end{pmatrix}.$$

Übergang zu anisotropen Ortsunsicherheiten

In dem bislang vorgestellten Verfahren werden Ortsunsicherheiten ausschließlich isotrop beschrieben. Damit es nicht möglich Vorzugsrichtungen der Ortsunsicherheiten zu beschreiben wie sie jedoch in der Realität häufig vorkommen dürften. In dem Anwendungsfall der Landmarkendetektion sei eine Landmarke in der Mitte einer Gefäßstruktur zu detektieren.

Ein fiktiver Detektor könnte in diesem Fall in einem ersten Schritt das Blutgefäß segmentieren und in einem zweiten Schritt einen geeigneten Punkt auf der Mittellinie bestimmen. Dieses Vorgehen lässt ein wesentlich höheres Fehlerpotential in Richtung des Gefäßverlaufs erwarten als dies innerhalb des Gefäßquerschnittes der Fall ist. Im Rahmen der Registrierung des Datensatzes ist es wünschenswert, diese Information zu berücksichtigen. Als geeignete Beschreibung der anisotropen Ortsunsicherheit jeder Landmarke wird nachfolgend die Kovarianzmatrix Cov eingesetzt.

Die Anpassung des Energiefunktional J , durch die Kovarianzmatrizen Cov_i , $i \in [1, n]$ jeder einzelnen Punktkorrespondenz, lautet

$$J_\lambda(u) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{q}_i - u(\mathbf{p}_i))^T \text{Cov}_i^{-1} (\mathbf{q}_i - u(\mathbf{p}_i)) + \lambda J_{m,d}(u), \text{ mit } \lambda > 0. \quad (5.25)$$

Für diese Erweiterung wird zur Bestimmung der Distanz nach Anwendung der Transformation u nicht länger die euklidische Distanz sondern *Mahalanobisdistanz* eingesetzt.

Wie bereits im vorherigen Fall der isotropen Ortsunsicherheiten gilt auf hier, dass für jede Punktkorrespondenz eine Kovarianzmatrix berücksichtigt wird. Diese ist geeignet aus den Ortsunsicherheiten des Quellpunktes $\text{Cov}_{i,\mathbf{p}}$ und der des korrespondierenden Zielpunktes $\text{Cov}_{i,\mathbf{q}}$ abzuleiten. Eine einfache Addition der Matrizen ist jedoch nicht zielführend, da die Information richtungsabhängig ist und die Ausrichtung der Koordinatensysteme von Quell- und Zieldatensatz nicht übereinstimmen. Für die Annahme, dass eine Transformation \mathbf{A} existiert, welche die Koordinatensysteme in Übereinstimmung bringt, stellt $\text{Cov}_i = \mathbf{A} \text{Cov}_{i,\mathbf{p}} \mathbf{A}^T + \text{Cov}_{i,\mathbf{q}}$ ein geeignetes Verfahren zur Kombination der Kovarianzen dar. Im Gegensatz zu den bisherigen Erweiterungen des *Thin-Plate Spline* Verfahrens lässt sich das Optimierungsproblem nicht mehr durch Bestimmung von d unabhängigen linearen Gleichungssystemen für jede Komponente der \mathbf{q}_i und \mathbf{p}_i lösen. Es ist erforderlich die Formulierung zur Berücksichtigung anisotroper Ortsunsicherheiten als Ganzes zu lösen.

$$\begin{aligned} (\hat{\mathbf{K}} + n\lambda \hat{\mathbf{W}}^{-1}) \hat{\boldsymbol{\omega}} + \hat{\mathbf{P}} \hat{\mathbf{a}} &= \hat{\mathbf{v}} \\ \hat{\mathbf{P}}^T \hat{\boldsymbol{\omega}} &= 0 \end{aligned} \quad (5.26)$$

wobei

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{K}} &= \begin{pmatrix} U(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_1) \mathbf{E}_d & \cdots & U(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_n) \mathbf{E}_d \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ U(\mathbf{p}_n, \mathbf{p}_1) \mathbf{E}_d & \cdots & U(\mathbf{p}_n, \mathbf{p}_n) \mathbf{E}_d \end{pmatrix}, \quad \hat{\mathbf{P}} = \begin{pmatrix} \phi_1(\mathbf{p}_1) \mathbf{E}_d & \cdots & \phi_M(\mathbf{p}_1) \mathbf{E}_d \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_1(\mathbf{p}_n) \mathbf{E}_d & \cdots & \phi_M(\mathbf{p}_n) \mathbf{E}_d \end{pmatrix}, \\ \hat{\boldsymbol{\omega}} &= \begin{pmatrix} \omega_1 \\ \vdots \\ \omega_n \end{pmatrix}, \quad \hat{\mathbf{a}} = \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_M \end{pmatrix}, \quad \hat{\mathbf{v}} = \begin{pmatrix} \mathbf{q}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{q}_n \end{pmatrix} \text{ und } \hat{\mathbf{W}}^{-1} = \begin{pmatrix} \text{Cov}_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \text{Cov}_n \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

Dieses Gleichungssystem ist ebenfalls quadratisch und enthält $d(n + M)$ Gleichungen sowie Unbekannte. Vorteilhaft ist, dass lediglich eine einmalige Lösung des Systems erforderlich ist.

Spezialisierung für die Anwendung auf 3D-Punkte und Minimierung zweiter Ableitungen

Die bereits besprochenen Formeln und Gleichungssysteme werden nachfolgend für den relevanten Spezialfall des \mathbb{R}^3 konkretisiert werden. Die Punkte \mathbf{p}_i und \mathbf{q}_i der Punktkorrespondenzen

beschreiben zu registrierende Landmarkenpositionen aus dem \mathbb{R}^3 , folglich ist $d = 3$. Die Wahl des Parameters m erfolgt zu $m = 2$ derart, dass der polynomielle Teil der Registrierung linear ist.

Hiermit ergibt sich für das Energiefunktional

$$J_{2,3}(u) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\frac{\partial^2 u}{\partial x \partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 u}{\partial y \partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 u}{\partial z \partial z} \right)^2 + 2 \left[\left(\frac{\partial^2 u}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 u}{\partial y \partial z} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 u}{\partial x \partial z} \right)^2 \right] dx dy dz, \quad (5.27)$$

und der Nullraum dieses Energiefunktionals wird durch die Menge der Monome bis zum ersten Grad aufgespannt

$$\phi_1 = 1, \phi_2 = x, \phi_3 = y, \phi_4 = z. \quad (5.28)$$

Hierdurch ergibt sich eine Dimensionalität des Nullraums M von vier, wodurch wie beschrieben mindestens fünf Punktkorrespondenzen angegeben werden müssen, damit einer erfolgreiche Registrierung durchgeführt werden kann.

Die Transformationsfunktion u ergibt sich dann zu

$$u(\mathbf{x}) = a_1 + a_2 x + a_3 y + a_4 z + \sum_{i=1}^n \omega_i U(\mathbf{x}, \mathbf{p}_i) \quad (5.29)$$

und Θ ist für diesen Anwendungsfall

$$\Theta_{2,3} = \frac{\Gamma(-0, 5)}{16\pi^{3/2}} = \frac{-2\sqrt{\pi}}{16\pi^{3/2}} = -\frac{1}{8\pi}, \quad (5.30)$$

da gilt

$$\Gamma\left(-n + \frac{1}{2}\right) = \frac{(-4)^n n!}{(2n)!} \sqrt{\pi} = \frac{\sqrt{\pi}}{\binom{-\frac{1}{2}}{n} n!}. \quad (5.31)$$

Die radiale Basisfunktion U ist demnach:

$$U_{2,3}(\mathbf{x}, \mathbf{p}) = -\frac{1}{8\pi} \|\mathbf{x} - \mathbf{p}\|. \quad (5.32)$$

Die Matrizen \mathbf{K} und \mathbf{P} der linearen Gleichungssysteme ergeben sich folglich durch

$$\mathbf{K} = -\frac{1}{8\pi} \begin{pmatrix} 0 & \|\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_2\| & \cdots & \|\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_n\| \\ \|\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_1\| & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \|\mathbf{p}_{n-1} - \mathbf{p}_n\| \\ \|\mathbf{p}_n - \mathbf{p}_1\| & \cdots & \|\mathbf{p}_n - \mathbf{p}_{n-1}\| & 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{P} = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{p}_1^T \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \mathbf{p}_n^T \end{pmatrix}. \quad (5.33)$$

5.3.2 Fusion und Konformität patientenspezifischer Gefäßgeometrien

Die Repräsentation der geometrischen Eigenschaften in der *anatomischen Wissensbasis* basieren auf den in Abschnitt 4.1 eingeführten *anatomischen- beziehungsweise Gefäßlandmarken* V und der eingeführten *Topologie* des Gefäßbaumes. Zur Durchführung der Fusion patientenspezifischer Gefäßmodelle wird die im vorangegangenen Abschnitt beschriebene *Thin-Plate Spline* Registrierung durchgeführt, wobei im Modell enthaltene *anatomischen Landmarken* die erforderliche Menge von Punktkorrespondenzen bilden. Durch diesen Ansatz stellen in der praktischen Anwendungen auch Datensätze keine Probleme dar, die lediglich einen Ausschnitt des betrachteten Gefäßsystems enthalten.

Die *anatomische Wissensbasis* enthält, wie auch einzelne geometrische Modelle, Informationen über die Position von *Gefäßlandmarken* V sowie die Beschreibung unverzweigter Gefäßabschnitte $e \in E$ aus dem *topologischen Modell*. Nach erfolgter Registrierung einer Menge von n geometrischen Modellen GM_1, \dots, GM_n werden geometrische Größen als multivariate Zufallsvariablen aufgefasst und bilden die *anatomische Wissensbasis*. Neben beobachteten Positionen der *Gefäßlandmarken* handelt es sich hierbei um geometrische Eigenschaften der Gefäßabschnitte, wie deren Gefäßmittellinien beziehungsweise Oberflächenbeschreibung. Nachfolgend werden die in der Wissensbasis modellierten Eigenschaften der *Gefäßlandmarken* sowie der Gefäßabschnitte vorgestellt.

Behandlung von *Gefäßlandmarken*

Die in der registrierten Trainingsmenge beobachteten Positionen einer *Gefäßlandmarke* $\mathbf{X} = V_i = \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_l$ mit $l \leq n$ werden als Ausprägungen einer 3-dimensionalen Normalverteilung betrachtet. Für die Bestätigung dieser Verteilungsannahme wird der auf *multivariater Schiefe* und *Wölbung*² basierende Test von Mardia [Mardia 70] eingesetzt. Die Beschreibung dieses Verfahrens befindet sich im Anhang A.1.

Mit Hilfe der im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen *Mahalanobisdistanz* $D_M(\mathbf{p})$ und der *multivariaten Normalverteilung* (5.2.3) kann dann für eine mögliche Position \mathbf{p} dieser *Gefäßlandmarke* die *Konformität der Position* $KP_{V_i}(\mathbf{p})$ zu der Trainingsdatenmenge beschrieben werden.

$$\begin{aligned} KP_{V_i}(\mathbf{p}) &= 1 - \int_{\substack{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3 \\ D_M(\mathbf{x}) < D_M(\mathbf{p})}} f(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &= 1 - \Gamma\left(\frac{1}{2}, \frac{(D_M(\mathbf{p}))^2}{2}\right) \end{aligned} \quad (5.34)$$

Neben der Beschreibung der Lokalität ist die Übereinstimmung der Gefäßform der umgebenden Gefäßwand ebenfalls charakteristisch für die Beschreibung einer Gefäßlandmarke. Die Beschreibung erfolgt hierbei durch den in Abschnitt 3.1.1 vorgestellten *Gefäßähnlichkeits-Filter* von Frangi et al. [Frangi 98]. Hierfür wird die *Konformität der Gefäßform* $KF_{V_i}(\mathbf{f}, \mathbf{p})$ durch den Formvektor $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^m$ bestimmt. Dieser enthält für *Gefäßlandmarke* V_i und Position

² griechisch *kyrtōsis*, das Krümmen bzw. Wölben

$\mathbf{p} \in \mathbb{R}^3$ die Filterantworten des *Gefäßähnlichkeits-Filters* für m verschiedene Kernelgrößen $\sigma_{i,1}, \dots, \sigma_{i,m}$.

$$\mathbf{f} = (\mathcal{V}_{\mathcal{F}}(\mathbf{p}, \sigma_{i,1}), \dots, \mathcal{V}_{\mathcal{F}}(\mathbf{p}, \sigma_{i,m}))^T. \quad (5.35)$$

Für jede *Gefäßlandmarke* werden, analog zu dem Vorgehen bei der Landmarkenposition in Gleichung 5.34, die Formvektoren als Beobachtungen einer m -dimensionalen multivariaten Normalverteilung interpretiert. Damit ergibt sich die Konformität der umgebenden Gefäßform zu

$$KF_{V_i}(\mathbf{f}, \mathbf{p}) = 1 - \Gamma\left(\frac{1}{2}, \frac{(D_M(\mathbf{f}))^2}{2}\right). \quad (5.36)$$

Im Rahmen der Detektion von *Gefäßlandmarken* spielt die Beurteilung von Kandidatenpositionen bezüglich ihrer Übereinstimmung mit der *anatomischen Wissensbasis* eine zentrale Rolle. Hierfür werden die zuvor definierten Konformitätsmaße $KP_{V_i}(\mathbf{p})$ und $KF_{V_i}(\mathbf{f}, \mathbf{p})$ (siehe Gleichungen 5.34, 5.36) kombiniert und somit die Konformität des Landmarkenkandidaten bestimmt

$$KL_{V_i}(\mathbf{p}) = KP_{V_i}(\mathbf{p}) \cdot KF_{V_i}(\mathbf{f}, \mathbf{p}). \quad (5.37)$$

Behandlung unverzweigter Gefäßabschnitte

Die Fusion unverzweigter Gefäßabschnitte $e \in E$ ist nicht so direkt möglich, wie dies bei den *Gefäßlandmarken* der Fall ist. Dies liegt zum Einen daran, dass die modellierte Geometrie in Form der Gefäßmittellinie sowie der Gefäßwand deutlich komplexer und zum Anderen von Modell zu Modell sehr unterschiedlich sein kann.

Der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Ansatz zerlegt die Geometrie in statistisch voneinander unabhängige geometrische Eigenschaften eines unverzweigten Gefäßabschnittes. Dabei wurden aus empirischen Beobachtungen die folgenden vier Eigenschaften ausgewählt:

Länge der Gefäßmittellinie

Die *Länge* $L \in \mathbb{R}^1$ einer Gefäßmittellinie $cl(e_l)$ eines unverzweigten Gefäßabschnittes zwischen den begrenzenden *Gefäßlandmarken* bestimmt sich aus der Länge der durch die Stützstellen $cl(e_l) = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{n_l}\}$ definierten Raumkurve. Dies führt zu

$$L(cl(e_l)) = \int_{t=0}^1 |cl'(e_l, t)| dt \quad (5.38)$$

Profil der Gefäßkrümmung

Das *Profil der Gefäßkrümmung* $\mathbf{K}(cl(e_l)) \in \mathbb{R}^{n_l}$ beschreibt das Krümmungsverhalten eines unverzweigten Gefäßabschnittes. Hierfür wird die Krümmung $k(cl(e_l), t)$ (siehe Abschnitt 4.1.2) an einer gefäßspezifischen, konstanten Anzahl n_l äquidistant verteilter Zwischenstellen ausgewertet und als Beobachtungen einer n_l -dimensionalen multivariaten Normalverteilung betrachtet

$$\mathbf{K}(cl(e_l)) = \begin{pmatrix} k\left(cl(e_l), \frac{1}{n_l}\right) \\ k\left(cl(e_l), \frac{2}{n_l}\right) \\ \vdots \\ k\left(cl(e_l), \frac{n_l}{n_l}\right) \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n_l}. \quad (5.39)$$

Profil der Gefäßquerschnittfläche

Die Definition des *Profils der Gefäßquerschnittfläche* $\mathbf{A}(cl(e_l)) \in \mathbb{R}^{n_l}$ erfolgt analog hierzu als

$$\mathbf{A}(cl(e_l)) = \begin{pmatrix} a\left(cl(e_l, \frac{1}{n_l})\right) \\ a\left(cl(e_l, \frac{2}{n_l})\right) \\ \vdots \\ a\left(cl(e_l, \frac{n_l}{n_l})\right) \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n_l}. \quad (5.40)$$

Richtung des Gefäßabschnitts

Die *Richtung des Gefäßabschnitts* $\mathbf{R}(e_l) \in \mathbb{R}^3$ ergibt sich aus dem normalisierten Richtungsvektor zwischen den begrenzenden *Gefäßlandmarken* \mathbf{V}_i und \mathbf{V}_j durch

$$\mathbf{R}(e_l) = \frac{1}{\|\mathbf{V}_i - \mathbf{V}_j\|} (\mathbf{V}_i - \mathbf{V}_j), \text{ wobei } i < j. \quad (5.41)$$

Aus den zuvor beschriebenen Formmerkmalen wird ebenfalls ein Merkmal zur Beurteilung der Konformität KG_{e_l} eines unverzweigten Gefäßabschnitts e_l mit der *anatomischen Wissensbasis* definiert. Hierfür werden die Formmerkmale jeweils als Beobachtungen einer multivariaten Normalverteilung betrachtet. Dies ergibt mit den Konformitäten der Länge KL_{e_l} , des Krümmungsprofils KK_{e_l} , des Profils der Querschnittsfläche KA_{e_l} sowie der Richtung KR_{e_l} die Konformität KG_{e_l}

$$KG_{e_l} = KL_{e_l} \cdot KK_{e_l} \cdot KA_{e_l} \cdot KR_{e_l}. \quad (5.42)$$

Hierbei werden die einzelnen Konformitäten wie folgt bestimmt. Zur besseren Lesbarkeit wurde die Schreibweise verkürzt und beispielsweise $\mathbf{A}(cl(e_l))$ mit \mathbf{A}_{e_l} bezeichnet

$$KL_{e_l} = 1 - \Gamma\left(\frac{1}{2}, \frac{(D_M(L_{e_l}))^2}{2}\right) \quad (5.43)$$

$$KK_{e_l} = 1 - \Gamma\left(\frac{1}{2}, \frac{(D_M(\mathbf{K}_{e_l}))^2}{2}\right) \quad (5.44)$$

$$KA_{e_l} = 1 - \Gamma\left(\frac{1}{2}, \frac{(D_M(\mathbf{A}_{e_l}))^2}{2}\right) \quad (5.45)$$

$$KR_{e_l} = 1 - \Gamma\left(\frac{1}{2}, \frac{(D_M(\mathbf{R}_{e_l}))^2}{2}\right). \quad (5.46)$$

5.4 Zusammenfassung

In dem vorangegangenen Kapitel wurde die *anatomische Wissensbasis* vorgestellt. Diese bildet die Grundlage zur Beschreibung von patientenübergreifenden geometrischen Eigenschaften von Gefäßsystemen. Eine zentrale Fragestellung ist hierbei die Registrierung patientenspezifischer Gefäßgeometrien. Einerseits unterscheidet sich der darin enthaltene Körperausschnitt

und die Orientierung des Patienten auf dem Untersuchungstisch, andererseits gibt es teils erhebliche anatomische Unterschiede die es hierbei ebenfalls zu berücksichtigen gilt. Für die Lösung dieser Fragestellung wurde ein nichtrigides, auf *anatomischen Landmarken* basierendes *Thin-Plate Spline* Verfahren vorgestellt mit dem es möglich ist landmarkenbezogene Ortsunsicherheiten zu berücksichtigen.

Der zweite Schwerpunkt dieses Kapitels lag in der Modellierung des anatomischen Hintergrundwissens und der Erzeugung dieser Wissensbasis aus einzelnen geometrischen Modellen. Hierbei wurden geometrische Eigenschaften beschrieben, mit denen charakteristische Eigenschaften des Gefäßbaumes in Form von multivariaten Normalverteilungen patientenübergreifend modelliert werden können. Damit wurden entscheidende Grundlagen für das nachfolgende Kapitel gelegt, in dem die Detektion von *Gefäßlandmarken* beschrieben wird. Die Landmarkendetektion basiert auf einem Wahrscheinlichkeitsnetzwerk, in dem die Konformität möglicher Landmarkenpositionen aber auch der dazwischen liegenden Gefäßabschnitte mit der vorgestellten Wissensbasis modelliert wird.

Landmarkendetektion

Die Detektion von *Gefäßlandmarken* stellt einen zentralen Schritt zur Extraktion des *geometrischen Gefäßmodells* in einem unbekanntem Datensatz dar. In diesem Kapitel werden Verfahren beschrieben, bei deren Anwendung enthaltene *Gefäßlandmarken* eines unbekanntem Datensatzes detektiert werden können. Hierbei bildet die im vorangegangenen Kapitel beschriebene *anatomische Wissensbasis* die Grundlage.

In Abschnitt 6.1 wird ein Verfahren vorgestellt, mit dem sich *Gefäßlandmarken* bestimmen lassen, die sich im Bereich von Gefäßverzweigungen großer Gefäße mit geringer Variabilität befinden. Dies ist beispielsweise für die *Bifurcatio aortae* (Landmarken 3, 4, 5) und den *Sinus caroticus* (Landmarken 10, 12, 14 und 9, 11, 13) der Fall. Dieses Verfahren basiert auf einer lokalen Segmentierung und Analyse abzweigender Blutgefäße in der Segmentierungsmaske. Für alle anderen *Gefäßlandmarken* wird das Verfahren aus Abschnitt 6.2 angewandt, das ein Wahrscheinlichkeitsnetzwerk zur Bestimmung optimaler Landmarkenpositionen einsetzt. Die Bestimmung der hierfür benötigten Wahrscheinlichkeiten erfolgt durch die Übereinstimmung der *anatomischen Wissensbasis* mit geometrischen Eigenschaften der im Bild enthaltenen Gefäßstrukturen. Durch ein Nachrichten-Austauschverfahren wird der *Maximum-a-posteriori* Zustand und damit eine optimale Wahl der *vaskulären Landmarken* gefunden.

6.1 Analyse von Verzweigungsbereichen

Die weit verbreiteten Verfahren statistischer Formmodelle ASM und AAM [Cootes 95, Fritz 05], die generische Randdetektoren einsetzen, sind für den Einsatz zur Detektion von *Gefäßlandmarken* durch teils schwach ausgeprägte Kanten und komplexe Strukturen des Hintergrunds nicht geeignet [Zheng 08]. Das nachfolgend beschriebene Verfahren ist zur Analyse von *einfachen Verzweigungsbereichen* geeignet und ist in der Lage eine Bestimmung von Gefäßlandmarken durchzuführen, die sich in abzweigenden Blutgefäßen befinden. Darüber hinaus kann die *Gefäßmittellinie* im Verzweigungsbereich damit genauer bestimmt werden als dies mit dem in Kapitel 4.2.1 beschriebenen, strahlbasierten Verfahren, möglich ist. Mit *einfachen Verzweigungsbereichen* werden in dieser Arbeit Gefäßverzweigungen bezeichnet, die eine geringe Variabilität aufweisen und nicht direkt an knöchernen Strukturen angrenzen.

Segmentierung des Gefäßlumens

Die Segmentierung des Gefäßlumens wird ausgehend von einem Saatpunkt durch *Fuzzy-Connectedness*¹ [Udupa 96] durchgeführt. Mit diesem Verfahren wird jedem Voxel eine Wahrscheinlichkeit für die Zugehörigkeit zu der Region des Saatpunktes \mathbf{s} zugeordnet. Hierfür wird der Grad der Verbundenheit zwischen zwei Voxeln $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^d$ durch die Affinität $\mu_a(\mathbf{x}, \mathbf{y})$

$$\mu_a(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mu_n(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \cdot \mu_s(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \quad (6.1)$$

bestimmt, die sich aus der Nachbarschaftsbeziehung $\mu_n(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ und der Ähnlichkeit $\mu_s(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ der Voxel ergibt

$$\mu_s(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{1}{1 + k_1 |I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{y})|} \quad (6.2)$$

$$\mu_n(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} \frac{1}{1+k_2 \|\mathbf{x}-\mathbf{y}\|} & \text{wenn } \sum_{i=1}^d |\mathbf{x}_d - \mathbf{y}_d| < d \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases} \quad (6.3)$$

Die frei wählbaren Konstanten k_1, k_2 gewichten dabei den Einfluss der Nachbarschaft und der Ähnlichkeit und $I(\mathbf{x})$ bezeichnet die Intensitätsfunktion des Bildes. Die Affinität zweier Voxel \mathbf{x}, \mathbf{y} ist somit höher, je geringer der räumliche Abstand und je geringer der Unterschied ihrer Intensitätswerte ist. Allerdings ist die Affinität μ_a lediglich durch die Nachbarschaftsbeziehung μ_n für benachbarte Voxel $\neq 0$. Die Verbundenheit μ_c zu entfernten Voxeln \mathbf{y} bestimmt sich durch die maximale Güte aller verbindenden Pfade $\{p\}$. Die Güte $\mu_{Pfad}(p)$ eines einzelnen Pfades p bestimmt sich durch die minimale Güte der Verbindungen g zweier Knoten entlang des Pfades

$$\mu_{Pfad}(p) = \min_{g \in p} \{\mu_a(g)\} \quad (6.4)$$

$$\mu_c(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \max_{p \in \{Pfad(\mathbf{x}, \mathbf{y})\}} \{\mu_{Pfad}(p)\}. \quad (6.5)$$

Mit Hilfe des beschriebenen Verfahrens wird für jedes Voxel \mathbf{x} die Verbundenheit zum Saatpunkt \mathbf{s} durch Einsatz von dynamischen Programmierverfahren bestimmt und somit die Zugehörigkeit zu dem Saatpunkt bestimmt. Für die Bestimmung des Saatpunktes wird das in Abschnitt 4.2.3 beschriebene Verfahren zur Bestimmung eines optimalen Saatpunktes durchgeführt. Als initialer Startpunkt wird dabei der jeweilige Schwerpunkt einer Landmarkenverteilung der registrierten *anatomischen Wissensbasis* gewählt.

In Abbildung 6.1 ist der Analyseprozess einer Gefäßverzweigung veranschaulicht. Ausgehend von einem Saatpunkt erfolgt die Segmentierung des Verzweigungsbereichs innerhalb eines Bildausschnitts (Abb. 6.1a). Die Abmessungen des Bildausschnitts werden durch einen achsenparallelen Begrenzungsbereich² definiert, der sowohl den Schwerpunkt $\bar{\mathbf{x}}$ der *Gefäßlandmarke* als auch den Ellipsoiden mit Mahalanobisdistanz $D_M(\mathbf{p}) = 3$ enthält. Neben der Größe des Bildausschnittes ist aus der *anatomischen Wissensbasis* ebenfalls die erwartete Anzahl und Geometrie abzweigender *Gefäßabschnitte* bekannt. Mit dieser Kenntnis wird ein Schwellwert $\bar{\mu}_c$ abgeleitet, bis zu dem ein Bildpunkt innerhalb des Bildausschnitts als zu dem Blutgefäß zugehörig betrachtet wird. Dazu wird der Schwellwert soweit abgesenkt, bis ein starker Anstieg zugehöriger Voxel detektiert werden kann und auf der Außenfläche des

¹ engl. *fuzzy connectedness*: unscharfe Verbundenheit

² engl. *axis aligned bounding box* (AABB)

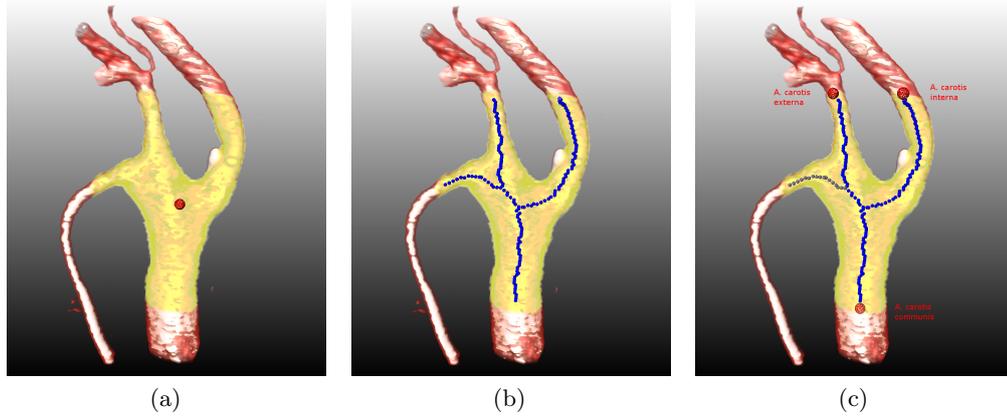


Abb. 6.1: Analyse des Verzweigungsbereichs der *A. carotis* und Bestimmung der *Gefäßlandmarken* in den abzweigenden Gefäßen.

Begrenzungsbereichs mindestens die erwartete Anzahl abzweigender Blutgefäße in Form von Zusammenhangskomponenten beobachtet werden können. Der Anstieg zugehöriger Voxel entspricht dem *Auslaufen* der Segmentierung in angrenzendes Gewebe (z. B. Muskelgewebe, Knochen oder Fettgewebe).

Anschließend erfolgt wie in Abbildung 6.1b veranschaulicht eine Skelettierung der Segmentierungsmaske (siehe Abschnitt 3.1.2) zur Beschreibung der Gefäßmittellinie. Das modellbasierte Verfahren zur Extraktion des patientenspezifischen *geometrischen Gefäßmodells* aus Abschnitt 4.2.3 kann an dieser Stelle nicht angewandt werden, da die Modellannahme einer unverzweigten, röhrenartigen Gefäßform offensichtlich massiv verletzt ist. Die somit erzeugte Mittellinienbeschreibung kann sowohl durch zusätzliche als auch fehlende Abschnitte von der erwarteten Verzweigungsform abweichen. Für eine Bestimmung der *Gefäßlandmarken* ist es im nächsten Schritt erforderlich eine Zuordnung der detektierten Mittellinien zu den erwarteten abzweigenden Gefäßen zu finden. Diese Abbildung soll dabei die Abweichung zur erwarteten Gefäßform für alle Gefäßabschnitte gleichzeitig minimieren. Diese Fragestellung entspricht dem *minimalen Summen-Matching*, das die Summe der Kosten einer Zuordnung bezüglich einer Kostenfunktion minimiert.

Das *minimale Summen-Matching*³ wird durch Abgleich geometrischer Eigenschaften jedes abzweigenden Gefäßabschnitts mit der erwarteten Gefäßgeometrie aus der *anatomischen Wissensbasis* bestimmt. Hierfür wird für jedes abzweigende Gefäß i der mittlere Gefäßradius \bar{r}_i , die mittlere Krümmung \bar{c}_i sowie die Richtung der Gefäßmittellinie \mathbf{d}_i bestimmt. Die Kostenfunktion k zur Bestimmung des *minimalen Summen-Matchings* bewertet die Übereinstimmung des detektierten Gefäßabschnitts i mit einem erwarteten Gefäßabschnitt j durch

$$k_{i,j} = \frac{|\bar{r}_i - \bar{r}_j|}{\bar{r}_j} + \frac{|\bar{c}_i - \bar{c}_j|}{\bar{c}_j} + \frac{\|\mathbf{d}_i - \mathbf{d}_j\|}{2}. \quad (6.6)$$

³ Ein *minimales Summen-Matching* bezeichnet in diesem Fall eine Zuordnung detektierte Gefäßabschnitte A zu erwarteten abzweigenden Abschnitten B , bei dem jedem $a \in A$ maximal ein $b \in B$ und jedem $b \in B$ maximal ein $a \in A$ zugeordnet wird, wobei die Summe der Kosten für die Zuordnungen minimal ist.

Eine Lösung des *minimalen Summen-Matchings* kann beispielsweise durch die *Ungarische Methode* [Kuhn 55] effizient gefunden werden. Nachdem die optimale Zuordnung gefunden wurde, wird für jedes abzweigende Gefäß die korrespondierende *Gefäßlandmarke* definiert. Dafür wird der Schnittpunkt der Gefäßmittellinie mit dem achsenparallelen Begrenzungsbereich gewählt (siehe Abbildung 6.1c).

6.2 Bestimmung optimaler Landmarkenpositionen durch ein Markow-Netzwerk

Das im vorangegangenen Abschnitt beschriebene Verfahren zur Bestimmung von Gefäßlandmarken findet in Verzweigungsbereichen Anwendung, die lediglich eine geringe Variabilität der Geometrie und eine charakteristische Form aufweisen. Für komplexere Bereiche wie beispielsweise den *Arcus Aortae* ist dieser Ansatz jedoch nicht geeignet, da die topologische Information zu angrenzenden Gefäßstrukturen nicht hinreichend berücksichtigt wird. Einerseits wäre hierdurch das Risiko hoch, abzweigende Strukturen zu verwechseln und andererseits steigt der Aufwand zur Erzeugung der Segmentierungsmaske für solch große Verzweigungsbereiche stark an.

Die Ausgangslage des nachfolgenden Verfahrens besteht aus der *anatomischen Wissensbasis*, welche durch *anatomische Landmarken* auf einen ansonsten unbekanntem Bildstapel registriert wurde. Zusätzlich wurden wie im vorangehenden Abschnitt beschrieben bereits einzelne charakteristische Gefäßverzweigungen analysiert. Es gilt nun die verbleibenden *Gefäßlandmarken* optimal in dem Datensatz zu positionieren. Die Optimalität soll sich dabei einerseits nach der erwarteten Geometrie und Topologie aus der *anatomischen Wissensbasis* und andererseits nach extrahierten Merkmalen des Bildstapels richten. Anschaulich gilt es somit einen bestmöglichen Kompromiss zwischen dem vorhanden Modellwissen und dem zu untersuchenden Bild handeln. Zu Beginn des nächsten Schrittes wurden noch keine Gefäßmittellinien (Außer in den zuvor beschriebenen Verzweigungsbereichen) oder Konturen extrahiert.

In dem nachfolgenden Abschnitt wird ein Verfahren zur Bestimmung optimaler Positionen von Gefäßlandmarken beschrieben, welches auf einem *Markow-Netzwerk*⁴ (*MRF*) basiert. Dabei wird die Detektion von Landmarken als *Zuordnungsproblem*⁵ betrachtet, bei der jeder *Gefäßlandmarke* eine optimale Position im Bild zugeordnet wird. Als Optimalitätskriterium wird dabei die Übereinstimmung der resultierenden Gefäßgeometrie und Gefäßtopologie mit der *anatomischen Wissensbasis* betrachtet. Wie von Zhan et al. [Zhan 11] untersucht, ist es vorteilhaft für die Detektion von Landmarken lediglich räumliche Beziehungen zu einer Teilmenge benachbarter Landmarken zu trainieren im Gegensatz zu globalen Modellen wie beispielsweise bei *aktiven Formmodellen*. Insbesondere bietet die bekannte Topologie des Gefäßsystems eine sehr gute Möglichkeit den anatomischen Kontext zu benachbarten Gefäßlandmarken zu berücksichtigen. Die Notation und Definitionen der nachfolgenden Beschreibung richten sich nach dem Buch von Li [Li 09].

⁴ Ein *Markow Netzwerk* ist ein statistisches Modell, welches Zusammenhänge in einem ungerichteten Netzwerk beschreibt.

⁵ engl. *labeling problem*

6.2.1 Die Landmarkendetektion als Zuordnungsproblem

Für die Formulierung eines *Zuordnungsproblems* sind zunächst einige Begriffe zu definieren. Ein *Zuordnungsproblem* bezeichnet die Fragestellung, wie eine Menge von *Bezeichnern* \mathcal{L} einer Menge von *Bildmerkmalen* \mathcal{S} zugeordnet werden kann. Ein *Bildmerkmal* $s \in \mathcal{S} = \{1, \dots, m\}$ bezeichnet hierbei einen Punkt in dem Volumen mit einer definierten Eigenschaft wie beispielsweise Punkte der Gefäßmittellinie. Ein *Bezeichner* $l \in \mathcal{L} = \{l_1, \dots, l_M\}$ ist eine Eigenschaft, die einem *Bildmerkmal* zugeordnet werden kann und besteht im Anwendungsfall der Landmarkendetektion aus einer diskreten Menge von Werten $\mathcal{L} = \{\text{Landmarkenbezeichner, keine Landmarke}\}$.

Für die Lösung des *Zuordnungsproblems* gilt es eine *Zuordnung* f zu bestimmen, die jedem *Bildmerkmal* aus \mathcal{S} einen *Bezeichner* f_i aus \mathcal{L} zuordnet

$$f = \{f_1, \dots, f_m\}. \quad (6.7)$$

Da der Definitionsbereich von f die Menge der *Bildmerkmale* und der Bildbereich \mathcal{L} ist, kann f als Abbildung $f : \mathcal{S} \rightarrow \mathcal{L}$ betrachtet werden. Wenn jedem Bildmerkmal alle Bezeichner aus \mathcal{L} zugeordnet werden können, ergibt sich somit die Menge aller möglichen Funktionen, der *Konfigurationsraum*, zu $\mathbb{F} = \mathcal{L} \times \dots \times \mathcal{L} = \mathcal{L}^m$. Es existieren also M^m mögliche Zuordnungen. Für die Landmarkendetektion können allerdings aufgrund des anatomischen Kontextes die zulässigen Landmarkenbezeichner eines Bildmerkmals eingeschränkt werden (beispielsweise $\mathcal{L}_i = \{A. \text{ carotis interna dextra, } A. \text{ carotis externa dextra, } A. \text{ carotis sinus dextra, keine Landmarke}\}$). Dadurch ergibt sich ein reduzierter *Konfigurationsraum* von $\mathbb{F} = \mathcal{L}_1 \times \dots \times \mathcal{L}_m$ mit $\mathcal{L}_i \subseteq \mathcal{L}$. Somit kann der Suchraum der Landmarkendetektion deutlich verringert werden. In Abbildung 6.2 ist die Formulierung der Landmarkenbestimmung als Zuordnungsproblem veranschaulicht.

6.2.2 Formulierung des Markow-Netzwerks

Das Ziel in den folgenden Abschnitten ist, das zuvor beschriebene Zuordnungsproblem derart zu lösen, dass es im Sinne extrahierter Bildmerkmale sowie der *anatomischen Wissensbasis* am wahrscheinlichsten ist. Ein *Markow-Netzwerk* ist die Grundlage zur Modellierung der Übereinstimmung zwischen Bildmerkmalen und der *anatomischen Wissensbasis*. Das Netzwerk $G_M = (V, \bar{E})$ besteht aus einer Menge von *Knoten* V und einer Menge ungerichteter *Kanten* \bar{E} zwischen Paaren von Knoten. Für die Landmarkendetektion entspricht jeder Knoten $v \in V$ einer zu detektierenden Landmarke.

Da die Menge der Knoten mit der in Abschnitt 4.1.1 definierten Gefäßtopologie $G = (V, E)$ übereinstimmt ist eine sehr enge Beziehung gegeben. Allerdings korrespondiert die Menge der Kanten nicht exakt zu der Menge unverzweigter Gefäßabschnitte, sondern wird mittels der *bedingten Unabhängigkeit* definiert, welche nachfolgend erläutert wird.

Jeder Knoten $v_i \in V$ des Graphen G_M wird als Zufallsvariable x_i mit zugeordneter Wahrscheinlichkeitsfunktion $\rho(x_i)$ betrachtet. Der Zustandsraum der Zufallsvariablen x_i besteht dabei aus einer diskreten Menge \mathcal{S}_i von Bildmerkmalen, die die Kandidatenpunkte der Landmarke v_i enthält. $\rho(x_i = s_j), s_j \in \mathcal{S}_i$, beschreibt somit die Wahrscheinlichkeit, dass dem Bildmerkmal s_j die Landmarke v_i zugeordnet wird.

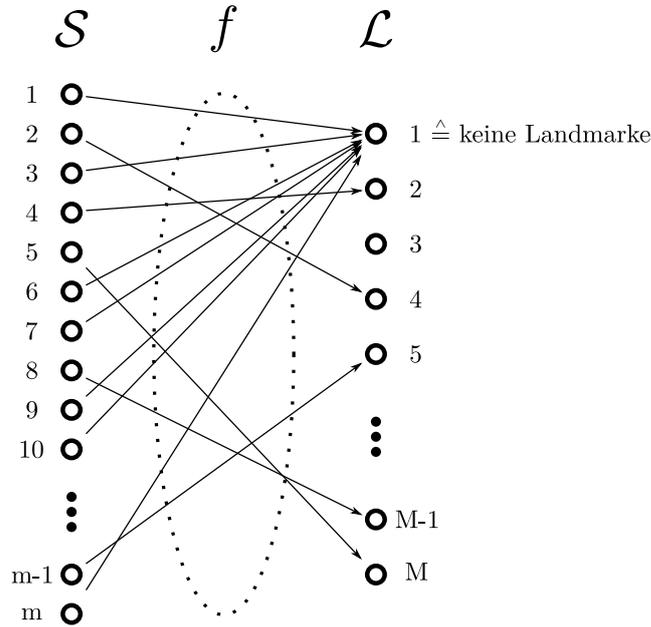


Abb. 6.2: Die Bestimmung von Landmarkenpositionen in Form eines Zuordnungsproblems basiert auf einer Menge von *Bildmerkmalen* \mathcal{S} , einer *Zuordnung* f und einer Menge von *Bezeichnern* \mathcal{L} . *Bildmerkmale* sind Bildpunkte, deren Umgebung eine Gefäßstruktur aufweisen und zulässige *Bezeichner* eine durch den anatomischen Kontext eingeschränkte Teilmenge aller *Bezeichner*.

Ein Knotenpaar (v_i, v_j) wird genau dann mit einer Kante $e = (v_i, v_j)$ verbunden, wenn die Zufallsvariablen x_i und x_j nicht *bedingt unabhängig* sind. x_i ist *bedingt unabhängig* von x_j wenn

$$\rho(x_i, x_j \mid X_{\setminus\{i,j\}}) = \rho(x_i \mid X_{\setminus\{i,j\}})\rho(x_j \mid X_{\setminus\{i,j\}}), \quad (6.8)$$

unter Kenntnis der Belegung der Zufallsvariablen $X_{\setminus\{i,j\}}$ gilt. Dabei ist $X_{\setminus\{i,j\}}$ die Menge aller Zufallsvariablen X ohne die Variablen x_i, x_j und $\rho(x_j \mid X_{\setminus\{i,j\}})$ bezeichnet die Wahrscheinlichkeitsverteilung von x_j unter der Bedingung $X_{\setminus\{i,j\}}$. Eine gebräuchliche Schreibweise der *bedingten Unabhängigkeit* aus Gleichung 6.8 ist $x_i \perp\!\!\!\perp x_j \mid X_{\setminus\{i,j\}}$. Anschaulich sind v_i und v_j genau dann nicht *bedingt unabhängig*, wenn sie direkt durch einen unverzweigten Gefäßabschnitt verbunden sind oder räumlich nahe beieinander liegen. Dieser Sachverhalt ist in Abbildung 6.3 durch einen Ausschnitt des Graphen G_M veranschaulicht. Im Unterschied zu dem *topologischen Gefäßmodell* verfügt der Graph G_M über zusätzliche Kanten zwischen räumlich nahe beieinanderliegenden *Gefäßlandmarken*, deren Positionen somit nicht unabhängig voneinander sind.

Um das Netzwerk G_M aufzustellen gilt es den Zustandsraum der im Graph enthaltenen Knoten und die bedingten Wahrscheinlichkeiten zwischen Paaren von Knoten zu bestimmen. Hierfür werden die im vorangegangenen Kapitel unter Abschnitt 5.3.2 und 5.3.2 definierten Konformitäten zwischen Bildpositionen beziehungsweise unverzweigten Gefäßabschnitten und der *anatomischen Wissensbasis* herangezogen. Für jeden Knoten v_i des Graphen wird

aus lokalen Maxima der Konformitätsfunktion der korrespondierenden Gefäßlandmarke KL_{V_i} ein diskreter Zustandsraum bestimmt. Die bedingten Wahrscheinlichkeiten zwischen benachbarten Knoten werden dann durch Extraktion des verbindenden Gefäßabschnittes e_l und Auswertung der Konformität zu der *anatomischen Wissensbasis* durch KG_{e_l} und anschließende Normierung bestimmt.

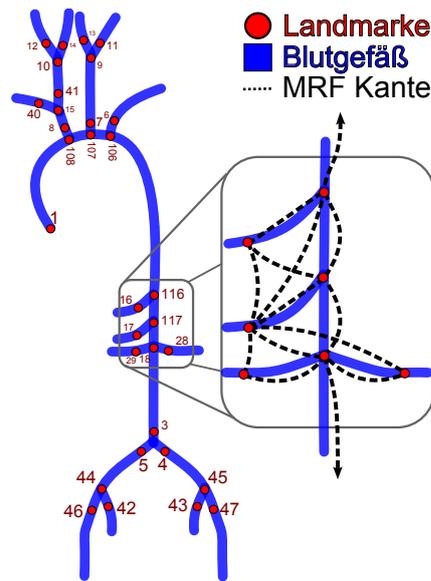


Abb. 6.3: Das *topologische Modell* aus Abschnitt 4.1.1 ist eng mit dem *Markow-Netzwerk* verbunden. In dem vergrößerten Ausschnitt ist jedoch veranschaulicht, dass das *Markow-Netzwerk* über zusätzliche Kanten zwischen allen Paaren von *Gefäßlandmarken* verfügen, die nicht *bedingt unabhängig* voneinander sind.

Mit der vorangegangenen Definition der *bedingten Unabhängigkeit* lässt sich das Konzept einer *Clique*⁶, beziehungsweise einer *maximalen Clique* einführen. Eine *Clique* bildet einen vollständig verbundenen Teilgraphen von G , also einen Teilgraphen bei dem jeder Knoten mit allen anderen Knoten durch eine Kante verbunden ist. Im Falle einer *maximalen Clique* ist die *Clique* nicht durch einen zusätzlichen Knoten erweiterbar, ohne die Vollständigkeitsbedingung zu verletzen. *Cliquen* sind nützlich für die spätere Anwendung von Inferenz-Verfahren zur Ableitung wahrscheinlicher Variablenbelegungen unter Kenntnis einzelner Beobachtungen. So lässt sich die Wahrscheinlichkeitsverteilung des Graphen als Produkt der *Potentialfunktionen* $\psi_C(X_C)$ aller maximalen *Cliquen* C mit zugehörigen Zufallsvariablen X_C beschreiben

$$\rho(X) = \frac{1}{\mathcal{Z}} \prod_C \psi_C(X_C). \quad (6.9)$$

Dabei stellt \mathcal{Z} eine Normalisierungskonstante dar, die sich durch

⁶ engl. *clique*, eine Gruppe von Knoten

$$\mathcal{Z} = \sum_X \prod_C \psi_C(X_C) \quad (6.10)$$

ergibt. Die Normalisierungskonstante Z ist erforderlich, da für die *Potentialfunktionen* keine Wahrscheinlichkeitsinterpretation gefordert wird sondern lediglich deren Positivität $\psi_C(X_C) \geq 0$.

6.2.3 Inferenz im Markow-Netzwerk

Bei der *Inferenz* in einem Markow-Netzwerk wird aus Beobachtungen eines Umweltzustandes auf die *A-posteriori-Wahrscheinlichkeit* einer Teilmenge unbeobachteter Zufallsvariablen geschlossen. In diesem Abschnitt wird ein Verfahren vorgestellt, mit dem durch Austausch von Nachrichten zwischen benachbarten Knoten die *A-posteriori-Wahrscheinlichkeit* abgeleitet wird. Von besonderem Interesse bei der Bestimmung von *Gefäßlandmarken* ist die wahrscheinlichste Belegung der unbeobachteten Zufallsvariablen und somit die gesuchten Positionen der Landmarken. Diese Fragestellung wird als *Maximum A-Posteriori-Problem* (MAP) bezeichnet. Die Beschreibung des Verfahrens zum Nachrichtenaustausch richtet sich nach Bishop [Bishop 06].

Die Inferenz basiert auf dem *Bayesschen Theorem*, formuliert für zwei bedingte Zufallsvariablen x_i und x_j mit Wahrscheinlichkeit $\rho(x_j) > 0$. Für eine Beobachtung x_j lässt sich die Randverteilung⁷ von x_i durch

$$\rho(x_i | x_j) = \frac{\rho(x_j | x_i) \cdot \rho(x_i)}{\rho(x_j)} \quad (6.11)$$

bestimmen. Die Wahrscheinlichkeit $\rho(x_j)$ ergibt sich hierbei durch Summation der bedingten Wahrscheinlichkeiten des Knotens x_i

$$\rho(x_j) = \sum_{x_i} \rho(x_j | x_i) \rho(x_i). \quad (6.12)$$

Wie in Abbildung 6.4 im oberen Bereich dargestellt kehrt sich durch Beobachtung von x_j (dargestellt durch die graue Hervorhebung) durch Anwendung von Formel 6.11 die Richtung des Pfeiles, der die Abhängigkeit visualisiert, um.

Der ungerichtete Graph in Abbildung 6.4 unten, besteht aus einer Kette von n Knoten. Das *Nachbarschaftssystem* \mathcal{N}_i eines Knotens v_i enthält alle Knoten des Graphen, deren zugehörige Zufallsvariablen bedingt abhängig von Zufallsvariable x_i sind, in diesem Beispiel $\mathcal{N}_i = \{v_{i-1}; v_{i+1}\}$ für $1 < i < n$. Die *maximalen Cliques* dieser Kette bestehen jeweils aus Paaren von benachbarten Knoten, wodurch die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsverteilung nach Gleichung 6.9 durch

$$\rho(X) = \frac{1}{\mathcal{Z}} \psi_{1,2}(x_1, x_2) \psi_{2,3}(x_2, x_3) \cdots \psi_{n-1,n}(x_{n-1}, x_n). \quad (6.13)$$

bestimmt werden kann.

⁷ engl. *marginal distribution*, auch als *Marginalverteilung* bezeichnet.

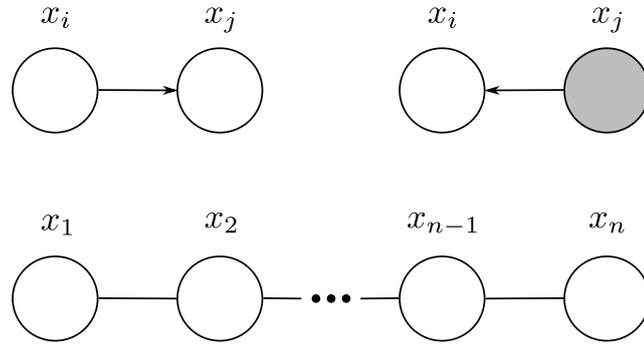


Abb. 6.4: Veranschaulichung des *Bayesschen Theorems* (oben) und Inferenz in einer ungeordneten Kette (unten).

Verfügt in diesem Beispiel jede Zufallsvariable über einen diskreten Zustandsraum aus k Zuständen, so besteht jede *Potentialfunktion* ψ aus einer Tabelle mit $k \times k$ Elementen und die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsfunktion besitzt damit $(n-1)k^2$ Einträge.

Mit Hilfe dieser Tabelle kann die *Randverteilung* $\rho(x_i)$ einer beliebigen Zufallsvariable x_i der Kette bestimmt werden. Ohne Beobachtung anderer Zufallsvariablen der Kette entspricht dies der Summation aller gemeinsamen Wahrscheinlichkeiten ohne x_i

$$\rho(x_i) = \sum_{x_1} \cdots \sum_{x_{i-1}} \sum_{x_{i+1}} \cdots \sum_{x_n} \rho(X). \quad (6.14)$$

Allerdings ist die naive Realisierung dieses Ansatzes sehr aufwändig, da sie zuerst eine Auswertung der gemeinsamen Wahrscheinlichkeiten und anschließend eine Summation erfordert. Der Aufwand steigt exponentiell mit der Länge n der Kette und lässt sich somit in der Praxis nicht realisieren.

Durch Ausnutzung der bedingten Unabhängigkeit aus Gleichung 6.13, eingesetzt in 6.14 lässt sich jedoch ein erheblich effizienteres Verfahren realisieren. Dabei wird ausgenutzt, dass die Summation über die Zufallsvariable x_1 lediglich die *Potentialfunktion* $\psi_{1,2}(x_1, x_2)$ beeinflusst und analoges für x_n und ψ_{x_{n-1}, x_n} gilt. Jede Summation entfernt somit eine Variable aus Gleichung 6.14. Durch Umsortieren der Gleichung ergibt sich

$$\rho(x_i) = \frac{1}{Z} \left[\sum_{x_{i-1}} \psi_{i-1,i}(x_{i-1}, x_i) \cdots \left[\sum_{x_2} \psi_{2,3}(x_2, x_3) \left[\sum_{x_1} \psi_{1,2}(x_1, x_2) \right] \right] \cdots \right] \left[\sum_{x_{i+1}} \psi_{i,i+1}(x_i, x_{i+1}) \cdots \left[\sum_{x_n} \psi_{n-1,n}(x_{n-1}, x_n) \right] \cdots \right]. \quad (6.15)$$

Durch diese Umformulierung ist der Berechnungsaufwand mit $O(nk^2)$ lediglich linear zu der Länge der Kette und nicht wie in Gleichung 6.14 exponentiell.

Die Realisierung der Berechnungsvorschrift aus Gleichung 6.15 erfolgt innerhalb des Graphen effizient durch den Austausch lokaler Nachrichten. Dabei wird zwischen Vorwärts-Nachrichten

$\mu_\alpha(x_i)$ (zweite Zeile in Gleichung 6.15), die von Knoten v_{i-1} an Knoten v_i übertragen werden, beziehungsweise Rückwärts-Nachrichten $\mu_\beta(x_i)$ (dritte Zeile) unterschieden. Die

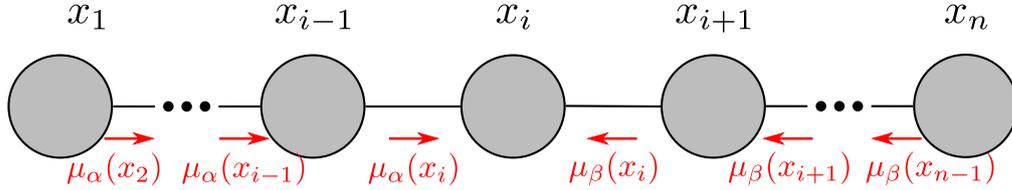


Abb. 6.5: Eine effiziente Berechnung der Inferenz in einer *Markov-Kette* zur Bestimmung der *Randverteilung* von x_i . Die Nachrichten werden rekursiv berechnet und zuletzt müssen $\mu_\alpha(x_i)$ und $\mu_\beta(x_i)$ lediglich multipliziert und normalisiert werden.

Nachricht $\mu_\alpha(x_i)$ kann, wie in Abbildung 6.5 veranschaulicht, rekursiv durch Multiplikation von $\psi_{i-1,i}(x_{i-1}, x_i)$ mit der vorangegangenen Nachricht $\mu_\alpha(x_{i-1})$ berechnet werden. Die Rekursion endet für $\mu_\alpha(x_2) = \sum_{x_1} \psi_{1,2}(x_1, x_2)$, beziehungsweise für $\mu_\beta(x_{n-1})$ analog. Mit Kenntnis der erforderlichen Nachrichten kann schließlich die gewünschte Randverteilung der Zufallsvariablen x_i durch

$$\rho(x_i) = \frac{1}{Z} \mu_\alpha(x_i) \mu_\beta(x_i) \quad (6.16)$$

berechnet werden. Zur Bestimmung der Randverteilungen aller Zufallsvariablen x ist es nicht erforderlich den Algorithmus n -mal durchzuführen. Stattdessen genügt es, alle Nachrichten $\mu_\alpha(x)$ und $\mu_\beta(x)$ einmalig zu bestimmen. Dafür werden rekursiv alle Vorwärts-Nachrichten μ_α auf dem Pfad von x_1 zu x_n und ebenfalls alle Rückwärts-Nachrichten μ_β auf dem Pfad von x_n zu x_1 bestimmt. Für alle Zufallsvariablen lässt sich dann durch Gleichung 6.16 die gesuchte Randverteilung bestimmen. Die Normalisierungskonstante Z aus Gleichung 6.10 kann einmalig an einem beliebigen Knoten des Graphen bestimmt werden.

Das zuvor am Beispiel einer *Markov-Kette* vorgestellte Verfahren liefert auch für ungerichtete Bäume exakte Ergebnisse. Für Bäume gilt, dass zwischen zwei beliebigen Knoten des Graphen exakt ein Pfad existiert und somit keine Zyklen enthalten sind.

Faktorgraphen

Im Folgenden wird das bislang verwendete Modell eines ungerichteten Graphen in einer abgewandelten Form beschrieben, dem sogenannten *Faktorgraphen*, die von Frey und Kschischang [Frey 98, Kschischang 01] untersucht wurden. Diese alternative Beschreibung erleichtert anschließend die Formulierung eines Nachrichtenaustauschverfahrens zur Inferenz innerhalb des Graphen. Hierfür werden zusätzliche Knoten eingeführt, die *Faktorknoten*, die von einer Teilmenge der Zufallsvariablen abhängen und mit diesen durch eine Kante verbunden sind. Die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsfunktion aller Zufallsvariablen lässt sich dann als Produkt aller *Faktoren* f formulieren durch

$$\rho(X) = \prod_s f_s(X_s) \quad (6.17)$$

wobei ein Faktor f_s von einer zugehörigen Teilmenge X_s aller Zufallsvariablen X abhängig ist. Das Vorgehen zur Überführung eines ungerichteten Graphen in einen *Faktorgraphen* ist in Abbildung 6.6 veranschaulicht. Dazu werden die Knoten des ursprünglichen Graphen übernommen und für jede *Clique* (siehe Abschnitt 6.2.3) ein *Faktorknoten* hinzugefügt, der mit allen zur *Clique* gehörigen Knoten verbunden ist. Anschließend wird den *Faktoren* $f_s(X_s)$ das korrespondierende Cliques-Potential $\psi_C(X_C)$ zugeordnet. Die Erzeugung eines *Faktorgraphen* ist nicht eindeutig, wie aus der Abbildung hervorgeht. Durch die Wahl der nicht notwendigerweise maximalen *Cliquen* existieren mehrere *Faktorgraphen*, die eine identische Wahrscheinlichkeitsverteilung repräsentieren.

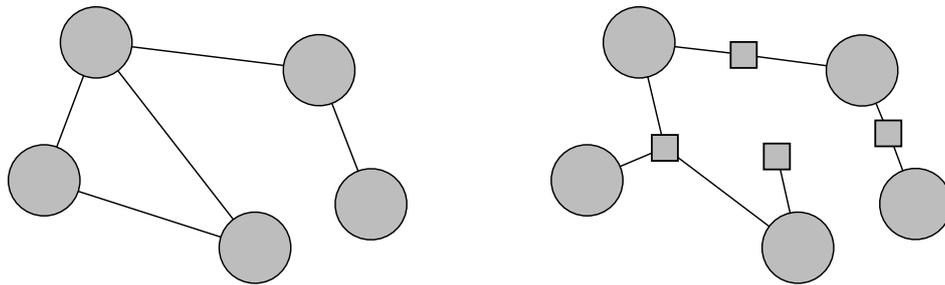


Abb. 6.6: Überführung eines ungerichteten Graphen in einen *Faktorgraphen*. Unter Beibehaltung der Knoten wird für eine *Clique* ein rechteckig dargestellter *Faktorknoten* hinzugefügt und mit allen zu der *Clique* gehörenden Knoten verbunden.

Durch die Definition der *Faktorgraphen* sind diese bipartit. Sie bestehen somit aus zwei disjunkten Mengen von Knoten, innerhalb derer keine Kanten existieren. Alle Kanten verbinden einen *Faktorknoten* mit einem normalen Knoten des Graphen.

6.2.4 Bestimmung der wahrscheinlichsten Landmarkenpositionen

Mit Hilfe des zuvor definierten *Faktorgraphen* ist es möglich ein effizientes Nachrichtenaustausch-Verfahren zur Bestimmung des wahrscheinlichsten Zustandes des Wahrscheinlichkeitsnetzwerks abzuleiten. Das Verfahren wird als *maximales Summen*-Verfahren bezeichnet und basiert auf dynamischer Programmierung. Der wahrscheinlichste Zustand \hat{X} maximiert die gemeinsame Wahrscheinlichkeit $\rho(X)$

$$\hat{X} = \underset{X}{\operatorname{argmax}} \rho(X) \quad (6.18)$$

mit der zugehörigen Wahrscheinlichkeit $\rho(\hat{X})$

$$\rho(\hat{X}) = \max_X \rho(X). \quad (6.19)$$

Dabei genügt es nicht für jede Zufallsvariable die Randverteilung zu bestimmen und daraus die jeweils wahrscheinlichste Belegung abzuleiten. Für die Herleitung des Algorithmus wird Gleichung 6.19 umgeschrieben und die *Maximum*-Operationen in die Gleichung hineingezogen

$$\max_X \rho(X) = \frac{1}{\mathcal{Z}} \max_{x_1} \cdots \max_{x_N} [\psi_{1,2}(x_1, x_2), \dots, \psi_{N-1,N}(x_{N-1}, x_N)] \quad (6.20)$$

$$= \frac{1}{\mathcal{Z}} \max_{x_1} \left[\psi_{1,2}(x_1, x_2) \left[\cdots \max_{x_N} \psi_{N-1,N}(x_{N-1}, x_N) \right] \right], \quad (6.21)$$

wodurch eine deutlich effizientere Berechnung ermöglicht wird. Aus dieser Vorschrift ließe sich bereits ein Nachrichtenaustausch-Verfahren ableiten, bei dem Nachrichten von den Blättern eines *Faktorgraphen* in Richtung eines als Wurzel definierten Knoten fließt. Der Maximierungsschritt kann dann an der Wurzel durchgeführt werden, sobald alle Nachrichten eingetroffen sind. Allerdings ist die Multiplikation vieler kleiner Wahrscheinlichkeiten numerisch kritisch, weshalb die logarithmierten Wahrscheinlichkeiten betrachtet werden. Da der Logarithmus eine monotone Funktion ist kann der Maximum-Operator und der Logarithmus miteinander vertauscht werden, so dass gilt $\ln(\max_X \rho(X)) = \max_X \ln \rho(X)$.

Nachrichtenaustausch im Faktorgraphen

Für die Bestimmung des wahrscheinlichsten Zustandes nach Gleichung 6.21 lässt sich ein Protokoll zum Austausch von Nachrichten zwischen den Knoten und *Faktorknoten* des *Faktorgraphen* definieren. Die initialen Nachrichten von Blättern des Graphen lauten

$$\mu_{x \rightarrow f}(x) = 0 \quad (6.22)$$

$$\mu_{f \rightarrow x}(x) = \ln f(x), \quad (6.23)$$

wobei f einen *Faktorknoten* des Graphen bezeichnet. Sobald ein Knoten x über alle Nachrichten seines Nachbarschaftssystems $\mathcal{N}(x) \setminus f_i$, mit Ausnahme der Nachricht des *Faktorknotens* f_i verfügt, kann er an diesen eine weitere Nachricht senden. Analog hierzu sind *Faktorknoten* in der Lage eine weitere Nachricht auszusenden, sobald ihnen lediglich eine Nachricht des Nachbarschaftssystems $\mathcal{N}(f)$ fehlt. Diese Nachrichten lauten

$$\mu_{x \rightarrow f}(x) = \sum_{l \in \mathcal{N}(x) \setminus f} \mu_{f_l \rightarrow x}(x) \quad (6.24)$$

beziehungsweise

$$\mu_{f \rightarrow x}(x) = \max_{x_1, \dots, x_M} \left(\ln f(x, x_1, \dots, x_M) + \sum_{m \in \mathcal{N}(f) \setminus x} \mu_{x_m \rightarrow f}(x_m) \right). \quad (6.25)$$

Der zuletzt verbleibende Knoten verfügt nach vollständiger Durchführung des Nachrichtenaustauschs über alle Nachrichten seines Nachbarschaftssystems. Somit bildet er die Wurzel des Graphen und die maximale Wahrscheinlichkeit $\rho(\hat{X})$ kann durch

$$\rho(\hat{X}) = \max_x \left(\sum_{s \in \mathcal{N}(x)} \mu_{f_s \rightarrow x}(x) \right) \quad (6.26)$$

bestimmt werden. Von deutlich größerem Interesse ist jedoch die Variablenbelegung des Zustand \hat{X} und somit die optimalen Positionen der *Gefäßlandmarken*. Hierfür wird während des Nachrichtenaustauschs in jedem Knoten x_i die Variablenbelegung des Vorgängerknotens gespeichert durch die die maximale Wahrscheinlichkeit erzeugt wurde. Hierdurch lässt sich in einem abschließenden Backtracking-Schritt die Variablenbelegung des wahrscheinlichsten Zustandes \hat{X} bestimmen.

Anwendung in zyklenbehafteten Graphen

Das vorgestellte exakte Interferenzverfahren basiert auf der Annahme eines zyklensfreien Graphen. Allerdings ist der in Abschnitt 6.2.2 definierte Graph zur Modellierung des Gefäßsystems nicht zyklensfrei. In diesem Fall ist die Durchführung des Nachrichtenaustauschs, ohne die Garantie eines optimalen Ergebnisses, trotzdem möglich. Dieses als *loopy belief propagation*⁸ bezeichnete Verfahren wurde von Frey und MacKay [Frey 98] eingeführt. Das Verfahren ist anwendbar, weil die Regeln zum Austausch der Nachrichten (Gleichungen 6.22 bis 6.25) ausschließlich lokale Informationen verwenden. Durch die Zyklen des Graphen kann die Information eines Knotens mehrfach propagiert werden, wodurch eine Konvergenz des Verfahrens theoretisch nicht garantiert werden kann. In der Praxis treten jedoch selten Probleme auf.

6.3 Zusammenfassung

In dem vorangegangenen Kapitel wurde das Verfahren zur Detektion von *Gefäßlandmarken* beschrieben. Dabei wurde unterschieden zwischen Landmarken in einfachen, charakteristischen Verzweigungsbereichen und Landmarken deren umgebende Gefäßgeometrie deutlich komplexere Formen annimmt. Im ersten Teil wurde ein Verfahren auf Grundlage einer Segmentierungsmaske beschrieben. Dafür wird eine lokale Schwellwertschätzung der Gefäßkontrastierung und eine Segmentierung des Lumens durchgeführt. Auf die Segmentierungsmaske wird anschließend eine Skelettierung angewandt und die detektierten Mittellinienabschnitte auf die *anatomische Wissensbasis* abgebildet.

Im zweiten Teil wurde ein Verfahren vorgestellt, mit dem sich ein Wahrscheinlichkeitsnetzwerk von *Gefäßlandmarken* und zugehörigen *Gefäßverbindungen* beschreiben lässt. Die erforderlichen Wahrscheinlichkeiten werden aus dem vorliegenden Volumen und der *anatomischen Wissensbasis* abgeleitet. Durch Bestimmung des wahrscheinlichsten Zustandes des Netzwerks lässt sich das Zuordnungsproblem lösen, mit dem jede zu detektierende *Gefäßlandmarke* einem Bildpunkt zugeordnet wird. Dabei wird die Bestimmung der Landmarken unter Berücksichtigung sowohl der lokalen Gefäßgeometrie als auch der globalen Gefäßtopologie durch Anwendung der *anatomischen Wissensbasis* durchgeführt.

⁸ engl. *loopy belief propagation*, Verbreitung des Vertrauens in zyklischen Grafen.

Analyse des Gefäßsystems

In den vorangegangenen Kapiteln wurden alle erforderlichen Verfahren vorgestellt, um damit vollautomatisch ein *geometrisches Gefäßmodell* in einem CT-Datensatz eines beliebigen Körperrausschnittes zu bestimmen. Dafür wurden zunächst *anatomische Landmarken* bestimmt (siehe Abschnitt 3.4.2) mit deren Hilfe die *anatomische Wissensbasis* in das Volumen registriert wird (Abschnitte 5.2 und 5.3.2). Auf dieser Grundlage werden wie in Kapitel 6 beschrieben, die darin enthaltenen *Gefäßlandmarken* detektiert. In Verbindung mit der *Gefäßtopologie* stehen damit alle Informationen zur Verfügung, um das *geometrische Gefäßmodell* durch Extraktion der Gefäßmittellinien und Gefäßkonturen (Abschnitte 4.2.1 und 4.2.2) zu bestimmen.

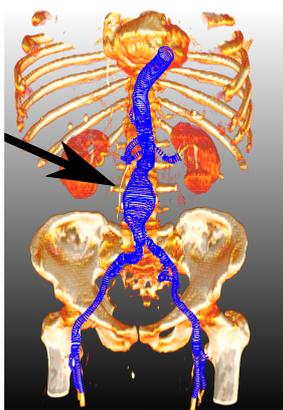
Für eine Analyse des arteriellen Gefäßsystems und den diagnostischen Einsatz ist das *geometrische Gefäßmodell* in dieser Form jedoch nur bedingt geeignet. In unverzweigten Bereichen lassen sich direkt Verhältnisse des Querschnitts bestimmen wie sie beispielsweise für die Diagnose von Stenosen oder Aneurysmen erforderlich sind. Allerdings wird eine Vermessung der Verzweigungsbereiche nicht geeignet unterstützt. In dem nachfolgenden Kapitel wird eine Methode vorgestellt, die aus dem *geometrischen Gefäßmodell* in Form von Gefäßmittellinien und orthogonal dazu orientierten Gefäßquerschnitten ein geschlossenes Oberflächennetz erzeugt. Damit wird durch Entfernung inliegender Strukturen eine Vielzahl erwünschter Eigenschaften erzielt. Die angesprochene Vermessung in Verzweigungsbereichen wird damit ermöglicht, aber auch eine ansprechende Visualisierung der Gefäßstrukturen. Dies reicht bis hin zur virtuellen Navigation innerhalb des Gefäßsystems wie sie klinischem Personal in der *virtuellen Koloskopie*¹ bekannt ist. Darüber hinaus stellt ein vollautomatisch erzeugtes, geschlossenes Oberflächennetz des verzweigten Gefäßsystems eine zentrale Grundlage für sehr interessante Fragestellungen im Bereich der Simulation dar. Dazu zählen unter anderem die Simulation des Blutflusses in Aneurysmen beziehungsweise Stenosen und daraus abgeleitete Interventionsplanungen und Risikoabschätzungen.

7.1 Erzeugung einer Oberflächenrepräsentation des Gefäßbaumes

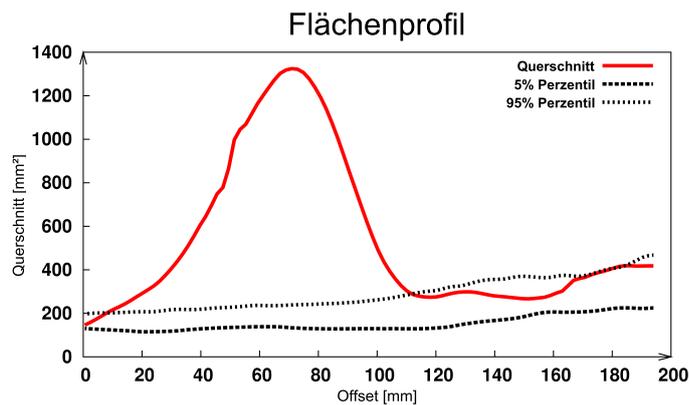
Die Überführung des *geometrischen Gefäßmodells* in ein Oberflächennetz ist wie zuvor motiviert von großem Interesse. Einfache geometrische Interpretationen wie in Abbildung 7.1

¹ Nichtinvasive, radiologische Untersuchung des Dickdarmes (gr. *Colon*, der Darm), bei der aus einem CT-Datensatz Bilder der inneren Darmwand berechnet werden.

beispielhaft dargestellt, sind bereits ohne weitere Verarbeitung möglich. Dabei wird das *geometrische Modell* als Punktwolke dargestellt und ein darin enthaltener pathologischer Abschnitt durch einen Pfeil markiert. Durch die bekannte Korrespondenz des betrachteten Gefäßabschnitts zu der *anatomischen Wissensbasis* kann diese zur Beurteilung des Gefäßzustandes herangezogen werden und eine Abweichung der erwarteten Gefäßgeometrie kann dargestellt werden. Neben dem Verlauf der Querschnittsfläche entlang des pathologischen Abschnittes zusammen mit den 5%- und 95%-Perzentilen der *anatomischen Wissensbasis* dargestellt und die Abweichung von der erwarteten Form wird offensichtlich. Für weiterführende Anwendungen ist diese Darstellung jedoch nicht ausreichend. Für eine präzise Planung des interventionellen Eingriffs in Form eines Stent-Grafts ist es von essentieller Bedeutung über präzise Kenntnisse der Geometrie in Verzweigungsbereichen für eine optimale Passform des Stents zu verfügen. In diesen Bereichen ist allerdings die Modell-Annahme verletzt, dass die Gefäßwand sich durch orthogonal zu der Mittellinie orientierte, geschlossene Konturen beschreiben lässt. In diesen Bereichen entstehen Strukturen im Inneren des Gefäßes, die durch das Zylinderketten-Modell während der Bestimmung der Gefäßwand (siehe Abschnitt 4.2.2) bedingt sind, aber nicht der realen Gefäßwand entsprechen.



(a)



(b)

Abb. 7.1: Visualisierung eines abdominalen geometrischen Gefäßmodells (a) und ein daraus extrahiertes Profil der Querschnittsfläche (b) des durch Pfeile hervorgehobenen Bereiches. Diese Fragestellung lässt sich direkt aus dem geometrischen Modell lösen, jedoch stößt es bei der Visualisierung der Gefäßoberfläche insbesondere in Verzweigungsbereichen an seine Grenzen.

Die naheliegende Lösung Punkte benachbarter Konturen durch lokale Dreiecks-Streifen² miteinander zu verbinden und hierdurch eine Oberfläche zu erzeugen ist nicht ausreichend. Durch dieses, beispielsweise von Gülsün et al. [Gülsün 08a] angewandte Verfahren, entstehen Artefakte und degenerierte Dreiecke, sobald sich benachbarte Konturen berühren oder sogar überschneiden. Ebenfalls wird von Gülsün et al. die komplexe Fragestellung nicht

² engl. *triangle strips*

beschrieben, wie in Verzweigungsbereichen die Oberflächenrepräsentation erzeugt wird. Ohne Behandlung dieser Fragestellung entstehen bei diesem Ansatz zwangsläufig unerwünschte Strukturen im Gefäßinneren.

An die gesuchte Oberfläche des Gefäßsystems wird aus der klinischen Anwendung einige Anforderungen gestellt. Einerseits ist erforderlich, dass die Oberfläche präzise durch die Konturpunkte der beteiligten Gefäßquerschnitte verläuft. Eine Approximation ist somit ausdrücklich nicht erwünscht, da hierdurch eine quantitative Auswertung der Gefäßgeometrie verfälscht werden würde. Andererseits darf die sich ergebende Gefäßoberfläche keine zusätzlichen Strukturen im Inneren aufweisen, weshalb Konturanteile, die nicht an der Bildung der Gefäßoberfläche beteiligt sind, verworfen werden müssen. Darüber hinaus soll ein anatomisch natürlicher Eindruck entstehen, was beispielsweise einen glatten Übergang an Segmentgrenzen beinhaltet. Außerdem ist eine adaptive Abtastung des Oberflächennetzes wünschenswert, wodurch eine deutliche Reduktion der Dreiecksanzahl bei geringen Einbußen der Qualität erzielt wird. Hierbei werden stark gekrümmte Bereiche und Bereiche mit geringem Gefäßdurchmesser feiner abgetastet als solche mit geringer Oberflächenkrümmung.

Eine zuverlässige Visualisierung aller Gefäßteile ist eine zentrale Anforderung zur Verwendung des erzeugten Oberflächennetzes im Rahmen der Diagnose. Neben der Artefakt- und Überschneidungsfreien Darstellung der Außenwand ist wie bereits beschrieben ebenfalls wünschenswert innere Strukturen zu entfernen und dadurch ebenfalls eine Untersuchung des Gefäßlumens zu ermöglichen. Der nachfolgend vorgeschlagene, modellbasierte Ansatz *RAMVAS*³ wurde im *Computer Graphics Forum* unter dem Titel *Reliable Adaptive Modelling of Vascular Structures with Non-Circular Cross-Sections* veröffentlicht [Kretschmer 12]. Das veröffentlichte Verfahren wurde von Kretschmer für die Erzeugung von Oberflächennetzen anatomischer Baumstrukturen entworfen. Der Fokus seiner Arbeit liegt dabei auf der Behandlung von Lebergefäßbäumen, aber auch zerebrale und bronchiale Gefäßbäume werden unterstützt. Diese Baumstrukturen haben die gemeinsame Eigenschaft, dass sie üblicherweise durch kreisförmige Gefäßquerschnitte approximiert werden. Dies resultiert in geometrischen Modellen, die beispielsweise aus Kegelstümpfen und Kugelsegmenten zusammengesetzt sind. Im Rahmen einer Zusammenarbeit wurde sein Ansatz dahingehend erweitert, dass das beschriebene geometrische Gefäßmodell arterieller Strukturen verarbeitet werden kann. Dazu war insbesondere eine Erweiterung zur Behandlung sich möglicherweise schneidender Freiformkonturen erforderlich. Das von Kretschmer entworfene Framework zur Beschreibung einer impliziten Funktion in Form eines Octree sowie deren Triangulation unter Verwendung eines Qualitätsparameters Q wurde wie nachfolgend beschrieben um diese Funktionalität ergänzt.

7.1.1 Beschreibung des Algorithmus

Im Gegensatz zu modellbasierten Verfahren zur Visualisierung von Blutgefäßen, die eine direkte Erzeugung des Oberflächennetzes anstreben, setzt das hier vorgestellte Verfahren implizite Funktionen ein. Zur Beschreibung der Gefäßoberfläche wird das *geometrische Modell* in *Segmente S* zerlegt, wobei ein Segment S aus 2 aufeinander folgenden Konturen

³ engl. *Reliable Adaptive Model-based method to generate triangular VAScular meshes*

besteht. Jedes Segment wird durch eine implizite Funktion beschrieben, welche eine lokale Oberflächenberechnung ermöglicht.

Zur Erzeugung eines globalen Oberflächenmodells wird mit Hilfe der Segmentfunktionen ein *Octree*⁴ bestimmt, der eine *globale Indikatorfunktion* beschreibt. Die *Indikatorfunktion* beschreibt die Vereinigung der *Segmente* und somit die Oberfläche des gesamten Gefäßsystems. Durch Bildung der Vereinigung werden alle Überschneidungs- und Verzweigungsspezifischen Problematiken indirekt gelöst. Zusätzlich wird der sich ergebenden *Octree* adaptiv ausgewertet und in ein wasserdichtes Dreiecksnetz der Gefäßoberfläche überführt. Im Rahmen der Zerlegung des Gefäßsystems in *Segmente* wird jedem einzelnen *Segment* S_i eine *Segmentfunktion* zugeordnet. Eine verbreitete Funktion ist die vorzeichenbehaftete Distanzfunktion (SDF⁵) $d(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$. Anfragepunkte außerhalb des Segmentes ergeben $d(\mathbf{x}) > 0$, Punkte innerhalb $d(\mathbf{x}) < 0$ und Punkte auf der Oberfläche $d(\mathbf{x}) = 0$. SDFs sind differenzierbar und der Gradient erfüllt die *Eikonalgleichung* $|\Delta d| = 1$. Die Werte von d ordnen dabei jedem Anfragepunkt die minimale euklidische Distanz zu der Segmentoberfläche zu und der Gradient definiert die Normale zu der Oberfläche.

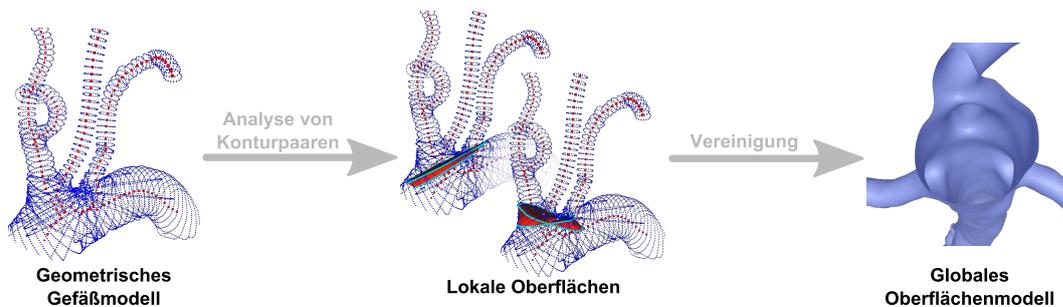


Abb. 7.2: Erzeugung eines Oberflächennetzes aus einem patientenspezifischen geometrischen Gefäßmodell.

Die analytische Beschreibung von SDF ist selbst für simple Geometrien nicht trivial. Aus diesem Grund wird für die nachfolgenden Betrachtungen eine Abschwächung der Distanzbedingung eingeführt, wodurch die Formulierungen deutlich vereinfacht werden ohne hierdurch das Ergebnis zu beeinträchtigen. Wie von Kretschmer vorgeschlagen wird auch hier nachfolgend lediglich gefordert, dass f_i monoton mit der Distanz zu der Oberfläche zu- bzw. abnimmt. Zusätzlich wird gefordert, dass f_i die Distanz nicht überschätzen darf. Somit definiert $|f_i(\mathbf{x})|$ einen sicheren Radius um den Punkt \mathbf{x} , der garantiert keine Oberflächenstrukturen enthält. Für diese nachfolgend als *monotone Distanzfunktion* (MDF) bezeichneten Funktionen gilt ebenfalls, dass die Oberfläche durch die Nullmenge $f(\mathbf{x}) = 0$ beschrieben wird.

⁴ Verfahren zur Zerlegung des dreidimensionalen Raumes, bei dem ein Volumen rekursiv in 8 gleich große Unterräume zerteilt wird.

⁵ engl. *signed distance function*.

7.1.2 Segmentweise Interpolation benachbarter Freiformkonturen

Bei der Erzeugung des Oberflächennetzes für *geometrische Gefäßmodelle* wie sie in Abschnitt 4.1.2 vorgestellt wurden gilt es einige Besonderheiten bei der Modellierung einzelner *Segmente* und der darauf aufbauenden Formulierung der MDF zu beachten. Mit den Bezeichnungen aus Gleichungen 4.1 und 4.2 besteht ein einzelnes *Segment* aus zwei benachbarten Gefäßquerschnitten q_i, q_{i+1} , die orthogonal zur Gefäßmittellinie $\mathbf{cl}(e_l)$ orientiert sind und aus den beiden Konturen $\mathbf{co}(e_l, i), \mathbf{co}(e_l, i + 1)$ bestehen. Im Gegensatz zu kreisförmigen, sich nicht schneidenden Gefäßquerschnitten in den von Kretschmer beschriebenen Baumstrukturen, besteht eine einzelne Kontur $\{\mathbf{co}_1^i, \dots, \mathbf{co}_h^i\}$ dabei aus einem geschlossenen Polygonzug. Dieser ist zwar planar aber nicht notwendigerweise konvex. Ebenfalls können über die relative Lage aufeinanderfolgender Konturen zueinander nur wenige einschränkende Annahmen getroffen werden. So kann angenommen werden, dass die zugehörigen Gefäßmittelpunkte $\mathbf{cl}(e_l, i)$ und $\mathbf{cl}(e_l, i + 1)$ voneinander verschieden sind und sich innerhalb der Konturen befinden. Wie in Abbildung 7.3 veranschaulicht, können benachbarte Konturen disjunkt voneinander sein, was dem Standardfall einer Konturfolge in einem schwach gekrümmten Gefäßabschnitt entspricht. Sie können sich jedoch auch berühren, was beispielsweise für eine Konturfolge in einem Horn-Torus⁶ der Fall ist. In arteriellen Blutgefäßsystemen kommt dies beispielsweise im Bereich des *Arcus aortae* und in Verzweigungsbereichen vor, in denen die Gefäßmittellinie einer Kreisbahn mit geringem Radius ähnelt. Der dritte in der Praxis relevante Fall ist der Schnitt benachbarter Konturen in zwei Punkten. Dieser Sonderfall tritt ebenfalls in Verzweigungsbereichen und pathologischen Abschnitten auf. Die Gefäßmittellinie ist in diesen Bereichen meist stark gekrümmt und die Konturform stark von einer Kreisform abweichend.

Wie bereits zuvor beschrieben ist die Bestimmung einer effizient auswertbaren, lokalen *monotonen Distanzfunktion* für jedes *Segment* der Schlüssel des von Kretschmer entwickelten Verfahrens. Im Gegensatz zu Gefäßgeometrien basierend auf kreisförmigen Querschnitten ist eine direkte Bestimmung der Distanzfunktion nicht möglich. Für die Beschreibung der MDF wird statt dessen eine *thin plate-spline* Transformation $\text{TPS}(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ berechnet, wie sie in Abschnitt 5.3.1 auch für die Registrierung *geometrischer Gefäßmodelle* verwendet wurde. Diese Transformation bildet ein Paar aufeinanderfolgender Querschnitte q_i, q_{i+1} in einen normalisierten Raum ab, in dem eine Berechnung der Distanz effizient durchführbar ist. Dieser Abbildungsvorgang muss Topologie-erhaltend sein, damit keine Änderungen an der zu interpolierenden Oberfläche auftreten. Die in der Praxis relevanten Konstellationen der *Topologie* $\text{TOP}(q_i, q_{i+t})$ benachbarter Querschnitte werden in die Fälle $\text{TOP}(q_i, q_{i+t}) \in \{\text{nicht-überschneidend}; \text{berührend}; \text{schneidend}\}$ eingeteilt und in Abbildung 7.3 veranschaulicht. Diese Menge an *Topologien* wird als Erzeugendensystem betrachtet, auf das alle relevanten Konstellationen abgebildet werden können. Offensichtlich sind im Allgemeinen beliebig komplexe Relationen benachbarter Querschnitte denkbar, deren Topologie nicht in eine der vorgeschlagenen Kategorien abbildbar ist. So könnten theoretisch beliebig viele Schnittpunkte der Gefäßkonturen auftreten, in der Praxis hat sich dieses Erzeugendensystem als vollkommen ausreichend für die Modellierung realistischer Gefäßsystem herausgestellt.

Nach der Untersuchung der Topologie eines Querschnittspaares wird eine Liste von Punktekorrespondenzen zwischen den Konturpunkten $\mathbf{co}_1^i, \dots, \mathbf{co}_i^n, \mathbf{co}_{i+1}^1, \dots, \mathbf{co}_{i+1}^m$ des *Weltkoordinatensystems* und Punkten auf der *Zielform* des *normalisierten Raumes* bestimmt. Die *Zielform*

⁶ Rotationskörper eines Kreises, wobei der Rotationsmittelpunkt auf dem Kreis und die Rotationsachse tangential zu dem Kreis liegt.

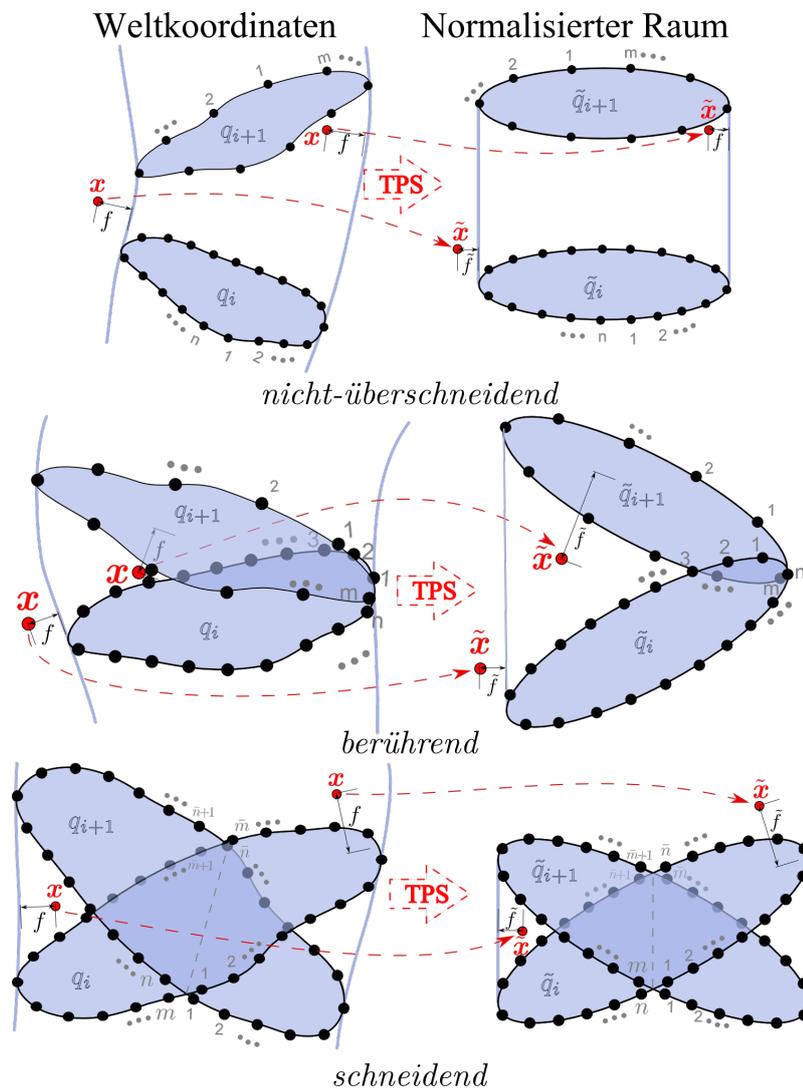


Abb. 7.3: Abbildung benachbarter Konturpaare in einen normalisierten Raum. Die Konturen werden derart transformiert, dass eine *monotone Distanzfunktion* einfach ausgewertet werden kann und die Topologie des *Segmentes* dabei nicht verändert wird. Die Transformation ist offensichtlich nicht distanz-erhaltend, jedoch bleibt sowohl der Null-Durchgang als auch das Vorzeichen der Distanz bestehen. In der Praxis sind drei Relationen benachbarter Konturen relevant *nicht-überschneidend*, *berührend* und *schneidend* (Abbildung nach [Kretschmer 12]).

eines *nicht-überschneidenden* Segmentes ist beschrieben durch einen Einheitszylinder mit Höhe = Radius = 1. Die *Zielform* eines *berührenden* Segmentes wird durch einen Ausschnitt eines Horn-Torus mit Radius = 1 und ein *schneidendes* Segment durch zwei sich schneidende Einheits-Kreise beschrieben deren Schnitt durch die Kreismittelpunkte verläuft. Zur Verringerung der Deformationen entsprechen bei *berührenden* und *schneidenden Segmenten* die Winkel zwischen den Einheitskreisen im *normalisierten Raum* den entsprechenden Winkeln im Weltkoordinatensystem. Die Menge korrespondierender Punktpaare bildet die Grundlage

zur Bestimmung einer *thin plate-spline* Transformation $\text{TPS}(\mathbf{x})$.

Zur Annäherung der Distanzfunktion $f(\mathbf{x})$ eines Punktes \mathbf{x} wird der Anfragepunkt durch Anwendung der TPS-Transformation in den *normalisierten Raum* überführt und anschließend die Distanz durch $\tilde{f}(\tilde{\mathbf{x}}) = \tilde{f}(\text{TPS}(\mathbf{x}))$ bestimmt. Hierbei ist es wichtig zu beachten, dass die Abbildung $\text{TPS}(\mathbf{x})$ weder Distanz erhaltend ist noch eine affine Transformation darstellt. Jedoch bleibt die Topologie des interpolierten *Segmentes* erhalten und somit das Vorzeichen der minimalen Distanz zu der interpolierten Oberfläche.

Das zuvor beschriebene Verfahren ermöglicht die Behandlung eines einzelnen Querschnittspaa-

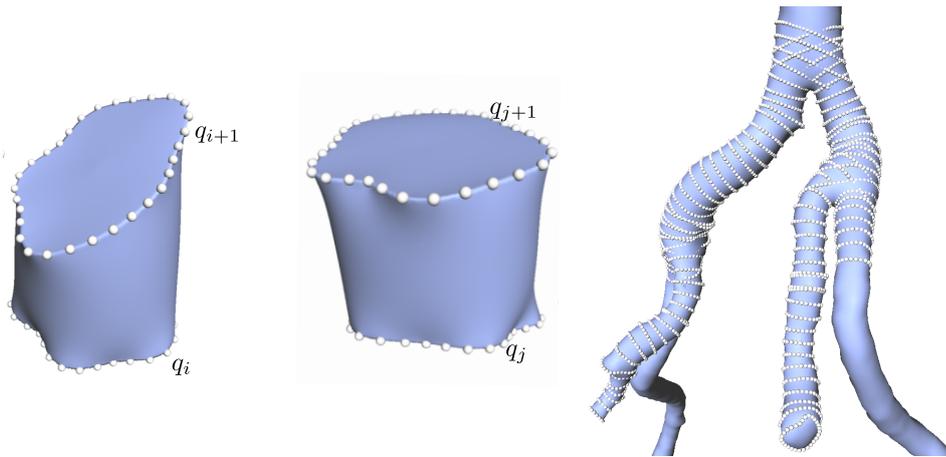


Abb. 7.4: Zwei exemplarische Paare benachbarter Freiformkonturen mit interpolierter Oberfläche (links). Der beispielhafte Ausschnitt des arteriellen Gefäßsystems rechts zeigt die Vereinigung aus einer Menge interpolierter Konturpaare. (Abbildung aus [Kretschmer 12])

res und die Modellierung des hierdurch beschriebenen Oberflächenabschnittes. In Abbildung 7.4 sind reale Beispiele benachbarter Freiformkonturen und die sich daraus ergebende verbindende Oberfläche dargestellt. In den folgenden Abschnitten wird die notwendige Vereinigung dieser einzelnen Elemente beschrieben. Dabei ist es von besonderer Bedeutung Strukturen im Inneren des Gefäßsystems zu verhindern.

7.1.3 Erzeugung der globalen Indikatorfunktion und deren Nulldurchgänge

Jedes einzelne *Segment* wird durch eine lokale MDF f_i beschrieben und die lokale Oberfläche daher durch die zugehörige *Nullstellenmenge* $f_i = 0$ definiert. Für die Berechnung der globalen, überschneidungsfreien Oberfläche wird die boolesche Vereinigung wie in Abbildung 7.5 veranschaulicht durch

$$\begin{aligned} F(\mathbf{x}) &: \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R} \\ F(\mathbf{x}) &= \min_i f_i(\mathbf{x}). \end{aligned} \quad (7.1)$$

gebildet. Dieser Ansatz entspricht somit dem auch von Kretschmer angewandten Verfahren für kreisförmige Gefäßquerschnitte. Die globale MDF F wird damit als Minimum aller lokalen MDFs f_i gebildet und liefert positive Werte, falls $\forall i : f_i(\mathbf{x}) > 0$ und negative Werte, falls

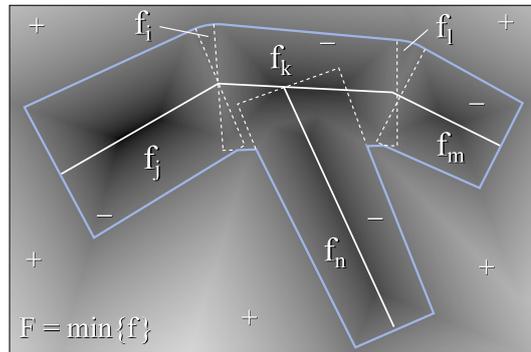


Abb. 7.5: Lokale MDF von Kegelstümpfen (f_j, f_k, f_m, f_n) und Kugelsegmenten (f_i, f_l) werden durch Minimum-Bildung zu der globalen MDF F . Lokal verhält sich F wie eine SDF, jedoch existieren Bereiche (rot), in denen die Distanz unterschätzt wird (Abbildung aus [Kretschmer 12]).

$\exists i : f_i(\mathbf{x}) < 0$. Somit kann das Vorzeichen von $F(\mathbf{x})$ dafür eingesetzt werden, für einen beliebigen Punkt zu bestimmen ob dieser innerhalb oder außerhalb der Vereinigung aller *Segmente* liegt. Die Eigenschaften von F beinhalten

1. F repräsentiert die Oberfläche der Vereinigung:

$$F(\mathbf{x}) = 0 \Leftrightarrow \mathbf{x} \text{ liegt auf der Gefäßoberfläche}$$

$$F(\mathbf{x}) < 0 \Leftrightarrow \mathbf{x} \text{ liegt innerhalb des Gefäßsystems}$$

$$F(\mathbf{x}) > 0 \Leftrightarrow \mathbf{x} \text{ liegt außerhalb der Gefäßoberfläche}$$

2. $F(\mathbf{x})$ liefert nicht die euklidische Distanz zur Gefäßoberfläche, sondern eine nicht überschätzende Heuristik der vorzeichenbehafteten Distanz.

Durch diese Eigenschaften bildet F eine MDF und kann zur Bestimmung der Gefäßoberfläche eingesetzt werden. Durch die Konstruktion von F werden keine Annahmen über die Umsetzung der lokalen MDFs gestellt. Es wird lediglich gefordert, dass die zu modellierende Oberfläche in *Segmente* zerlegt werden kann, deren Vereinigung das gesamte Gefäßsystem erzeugt. Darüber hinaus werden ebenfalls keine Annahmen in Form einer Diskretisierung der zu Grunde liegenden impliziten Funktionen getroffen. Somit kann das Gefäßsystem sowohl über einfache geometrische Primitive wie in Abbildung 7.5 in Form von Zylindersegmenten oder Kegelstümpfe bis hin zu aufwändig interpolierten Gefäßkonturen im Falle der in dieser Arbeit betrachteten Gefäßmodelle beschrieben werden. Außerdem werden die lokalen MDFs f_i bei Bedarf ausgewertet, wodurch keine Ungenauigkeiten durch eine Diskretisierung des Wertebereichs von f_i eingeführt werden. In Abbildung 7.6 ist der Effekt dieser Vereinigung für beispielhafte Verzweigungsbereiche veranschaulicht. Auf der linken Seite ist der vollständige, im Bildausschnitt enthaltene Gefäßbaum dargestellt. Die durch Pfeile angedeuteten Blickrichtungen auf Verzweigungsbereiche sind im rechten Teil mit Blick in Richtung des Gefäßlumens vergrößert dargestellt. Dabei sind die Konturen der am Verzweigungsbereich beteiligten Gefäßabschnitte zur Veranschaulichung dargestellt. Es ist sehr deutlich sichtbar, dass durch die Vereinigung keinerlei Strukturen im Inneren des Gefäßlumens verbleiben und Anteile, die nicht zur Erzeugung der Gefäßwand beitragen, werden ohne Artefakte verworfen. Gleichzeitig wird die gewünschte Interpolation der korrekten Konturabschnitte erzielt.

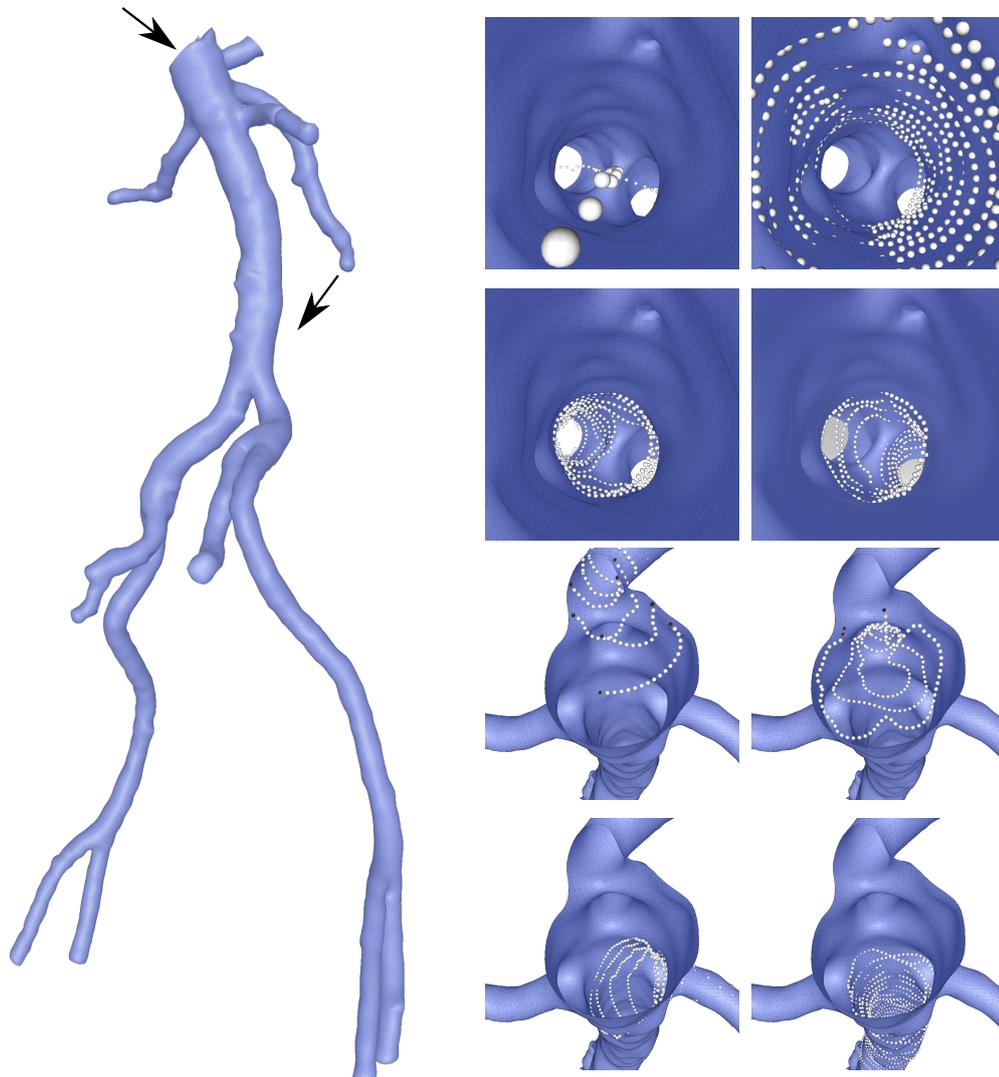


Abb. 7.6: Auf der linken Seite ist ein vollständiger, im Bildausschnitt enthaltener Gefäßbaum dargestellt. Die durch Pfeile angedeuteten Blickrichtungen auf Verzweigungsbereiche sind im rechten Teil mit Blick in Richtung des Gefäßlumens vergrößert dargestellt. Konturen der zum Verzweigungsbereich beitragenden Gefäßabschnitte sind zur Veranschaulichung dargestellt. Es ist sehr deutlich sichtbar, dass durch die Vereinigung keinerlei Strukturen im Inneren des Gefäßlumens verbleiben und Anteile, die nicht zur Erzeugung der Gefäßwand beitragen, werden ohne Artefakte verworfen. Gleichzeitig wird die gewünschte Interpolation der korrekten Konturabschnitte erzielt.

Für die Bestimmung der Oberfläche berechnet das bekannte *Marching Cubes*-Verfahren [Lorenson 87] Nulldurchgänge $F = 0$ durch Betrachtung von Vorzeichenänderungen des Skalarfeldes. Ergibt die Auswertung der Funktion F an benachbarten Eckpunkten v_a, v_b eines Würfels unterschiedliche Vorzeichen, so liegt dazwischen ein Nulldurchgang und damit die Gefäßoberfläche. Zwischen v_a und v_b wird F standardmäßig linear interpoliert, wodurch

sich der Nulldurchgang approximieren lässt. Die resultierende Oberfläche dieses Verfahren der *linearen Interpolation* ist in Abbildung 7.7a veranschaulicht. Durch die vorangegangene Definition von Funktion F treten bei diesem Vorgehen Artefakte auf. Dies wird insbesondere durch die Unterschätzung des Oberflächenabstandes im Inneren des Objektes verursacht. Die Unterschätzung des Oberflächenabstandes tritt auch bei den von Kretschmer beschriebenen Gefäßmodellen auf. Allerdings sind sie dort durch eine abschnittsweise Zusammensetzung euklidischer Distanzfunktionen weniger ausgeprägt als in dem hier beschriebenen, durch die nichtrigide *thin plate spline* Transformation veränderte Abstandsfunktion. Für eine robuste und effiziente Berechnung des Nulldurchgangs an der Octreekante $(\mathbf{v}_a, \mathbf{v}_b)$, wobei $F(\mathbf{v}_a)$ und $F(\mathbf{v}_b)$ entgegengesetzten Vorzeichen der Distanzen haben, wird daher eine Intervallschachtelung vorgeschlagen. Dabei wird das Intervall, welches die Nullstelle einschließt an einem Punkt $\mathbf{s}_{a,b}$ aufgeteilt und je nach Vorzeichen der Distanz an Position $\mathbf{s}_{a,b}$ das Teilintervall $(\mathbf{v}_a, \mathbf{s}_{a,b})$ beziehungsweise $(\mathbf{s}_{a,b}, \mathbf{v}_b)$ weiter unterteilt.

Durch jeweilige Halbierung des Intervalls wird eine lineare Konvergenz erzielt (Abbildung

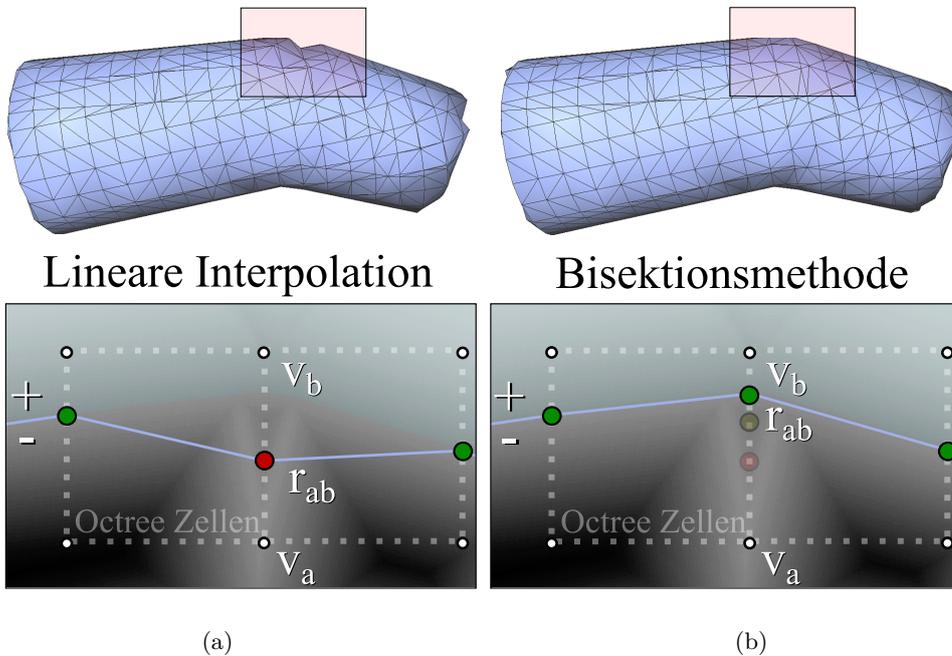


Abb. 7.7: Bestimmung von Nulldurchgängen einer MDF. Die lineare Interpolation führt zu Artefakten, da die MDF keine euklidischen Distanzen liefert (Abbildung aus [Kretschmer 12]).

7.7b). Allerdings lässt sich ausnutzen, dass F abschnittsweise annähernd linear ist, wodurch die Nullstelle sich durch

$$\mathbf{s}_{a,b} = \mathbf{v}_a \frac{|\mathbf{F}(\mathbf{v}_b)|}{|\mathbf{F}(\mathbf{v}_a)| + |\mathbf{F}(\mathbf{v}_b)|} + \mathbf{v}_b \frac{|\mathbf{F}(\mathbf{v}_a)|}{|\mathbf{F}(\mathbf{v}_a)| + |\mathbf{F}(\mathbf{v}_b)|} \quad (7.2)$$

genauer approximieren lässt. Insbesondere wird hierdurch in Bereichen, in denen die Kante $(\mathbf{v}_a, \mathbf{v}_b)$ ausschließlich durch eine exakte Distanzfunktion zu einer ungekrümmten Oberfläche beeinflusst wird, der Nulldurchgang direkt bestimmt. Dieser Effekt greift insbesondere bei

der Verwendung einfacher *Segmente* beispielsweise in Form von Kegelstümpfen. Hierbei wird gesteigerte Effizienz bei der Berechnung durch verringerte Genauigkeit der Oberflächendarstellung erkauft. Allerdings existiert eine Reihe von Anwendungen wie beispielsweise die Visualisierung von Lebergefäßsystemen oder Bronchialbäumen, in denen üblicherweise kreisförmige Gefäßquerschnitte angenommen werden. Im Rahmen der Evaluation wurden verschiedene Formen von *Segmenten* getestet und in Abschnitt 8.3 untersucht.

7.2 Erzeugung des *Octree* und adaptive Oberflächenerzeugung

Zur Auswertung der globalen MDF $F(\mathbf{x})$ ist es erforderlich alle Segmente S_i auszuwerten und deren Minimum zu bilden. Da die zuvor beschriebene Auswertung der lokalen MDF eines Segmentes jedoch relativ aufwändig ist, gilt es die Anzahl erforderlicher Auswertungen auf ein Minimum zu reduzieren. Die nachfolgenden Optimierungen werden auch von Kretschmer eingesetzt, jedoch gewinnen sie durch den deutlich erhöhten Aufwand zur Berechnung der globalen MDF zusätzlich an Bedeutung. Hierfür wird jedes Segment S_i um einen achsenparallelen, minimalen umgebenden Quader⁷ B_i erweitert, welches das Segment vollständig umschließt. Jede Zelle O des *Octree* enthält eine Liste an Segmenten $S' = \{S_i \mid B_i \cap O \neq \emptyset\}$ und die Wurzelzelle wird als minimales umgebendes Rechteck aller Segmente initialisiert. Anschließend wird die Wurzelzelle rekursiv unterteilt, wobei Zellen die keine Segmente enthalten nicht zur Oberfläche beitragen können und somit nicht weiter zerlegt werden.

Die Berechnung von $F(\mathbf{x})$ kann durch die Verwendung des *Octree* effizient durch $F(\mathbf{x})' = \min_i \{f_i(\mathbf{x})\}$, wobei \mathbf{x} in O liegt und $i \in \{i \mid S_i \in S'(O)\}$ approximiert werden. Es gilt $F(\mathbf{x})' \neq F(\mathbf{x})$, da die globale MDF lediglich in *Octree* Zellen definiert ist, die auch Segmente enthalten. Allerdings bleiben die geforderten Eigenschaften einer MDF erhalten, wodurch F' eine zulässige Approximation an F ist. Nach der initialen Verfeinerung des *Octree*, die ohne Auswertung der f'_i auskommt, werden die Zellen auf Grundlage der darunterliegenden impliziten Funktion F weiter zerlegt.

Zur Sicherstellung einer optimalen Abtastung der Gefäßabschnitte ist es erforderlich die Zellen lokal so stark zu verfeinern, bis kleinste enthaltene Strukturen dargestellt werden können. Zu diesem Zweck hat Kretschmer eine lokale Abschätzung der notwendigen Zellgröße in Abhängigkeit des lokalen Gefäßradius vorgeschlagen. Dafür muss jedes Segment eine konservative Abschätzung seines minimalen Radius r_{min} liefern. Hieraus kann geschlossen werden, dass eine Kugel mit Radius r_{min} das kleinstmögliche darzustellende Objekt ist. Da alle *Octree* Zellen kubisch sind lässt sich eine obere Grenze s_{max} der Zellgröße $s_c > 0$ durch

$$\sqrt{3 \cdot \left(\frac{s_c}{2}\right)^2} < \sqrt{r_{min}^2} \quad (7.3)$$

$$s_c < \frac{2}{\sqrt{3}} \cdot r_{min} = s_{max} \quad (7.4)$$

abschätzen. Die Zellen des *Octree* werden rekursiv zerlegt, bis deren Größe geringer ist als der lokale Schwellwert s_{max} . Durch Einhaltung der lokalen Bedingung an die Zellgröße wird sichergestellt, dass jedes Gefäßsegment mindestens einmal innerhalb des Lumens abgetastet wird und somit in dem resultierenden Oberflächennetz repräsentiert ist. Wird die Bedingung 7.4 zur Abtastung der Funktion F nicht eingehalten, so treten degenerierte Abschnitte auf,

⁷ engl. *axis aligned bounding box*, minimaler Quader der das Objekt vollständig umschließt.

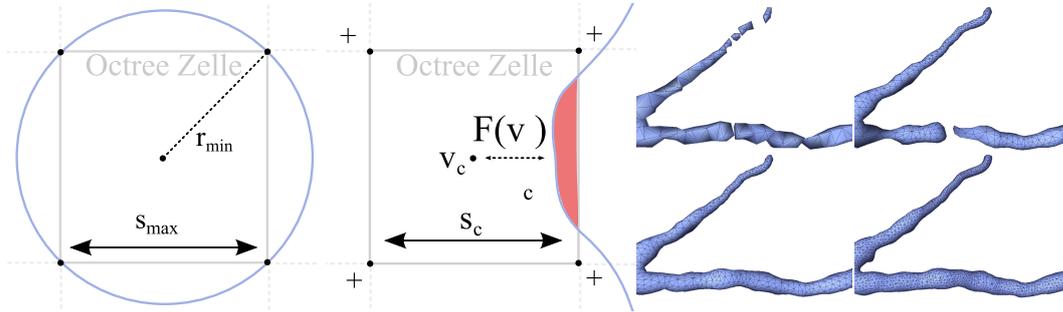


Abb. 7.8: Eine topologisch korrekte Abtastung einer Kugel mit Radius r_{min} kann durch eine maximale Kantenlänge des *Octrees* von $s_{max} \leq \frac{2}{\sqrt{3}}r_{min}$ sichergestellt werden (links). Durch diese Abschätzung kann sichergestellt werden, dass die Oberfläche die Octreezelle nicht schneidet, wenn die Bedingung $|F(\mathbf{v}_c)| > \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot s_c$ erfüllt ist (Mitte). Eine Nichterfüllung der Bedingung 7.4 (rechts oben: $Q = 0,5$ bzw. $0,9$) erzeugt topologisch inkorrekte Oberfläche, wohingegen eine Erfüllung topologisch korrekte Oberflächen erzeugt (unten: $Q = 1,0$ bzw. $2,0$) (Abbildungen aus [Kretschmer 12]).

wie in Abbildung 7.8 dargestellt. Die Einhaltung der maximalen Zellgröße wird durch den Güteparameter Q gesteuert

$$s_c < \frac{s_{max}}{Q}. \quad (7.5)$$

Durch Erhöhung von Q wird die Oberfläche präziser abgetastet wodurch eine exaktere Modellierung der Gefäßoberfläche erzielt wird. Für $Q \geq 1$ wird die Bedingung 7.4 eingehalten und somit jeder Gefäßabschnitt dargestellt. Der Einfluss des Güteparameters Q auf das resultierende Oberflächennetz ist in Abbildung 7.9 veranschaulicht. Wie in Abbildung 7.8 gezeigt lässt sich die maximale zulässige lokale Zellgröße des *Octree* bei Kenntnis der Oberflächenkrümmung durch eine Kugel abschätzen. Im Falle kreisförmiger Gefäßkonturen und einer Beschreibung der Gefäßgeometrie durch Kegelstümpfe beziehungsweise Kugelsegmente lässt sich der lokale, minimale Radius direkt angeben. Für die Erzeugung von Oberflächennetzen arterieller Gefäßsysteme mit Freiformkonturen ist dies jedoch nicht ohne Weiteres möglich. Stattdessen wird die erwartete Oberflächenkrümmung aus der Krümmung der Gefäßmittellinie $k(cl(e_l), t)$ sowie der Querschnittsfläche der Gefäßkontur $a(\mathbf{x}_w)$ geschätzt (siehe Abschnitt 4.1.2).

Die Umschreibung jedes Segmentes durch eine Bounding Box erzeugt eine Überschätzung des Gefäßabschnitts. Hierdurch wird verhindert, dass Zellen verworfen werden selbst wenn sie vollständig im Gefäßinneren liegen und daher keinen Schnitt mit der zu erzeugenden Oberfläche aufweisen. Wie in Abbildung 7.8 (Mitte) veranschaulicht, genügt es hierbei nicht lediglich die Vorzeichen aller Eckpunkte zu betrachten, da selbst bei identischen Vorzeichen Teile der Oberfläche verworfen werden könnten. Um garantieren zu können, dass alle Zellen erhalten bleiben die einen Schnitt mit der Gefäßoberfläche aufweisen, kann die Zulässigkeitseigenschaft der Funktion $F(\mathbf{x})'$ (siehe Abschnitt 7.1) ausgenutzt werden, welche eine Überschätzung des Oberflächenabstandes ausschließt. Falls der Betrag des Funktionswerts $|F(\mathbf{v}_c)'|$ des Zellmittelpunktes \mathbf{v}_c größer als der Abstand zu den Eckpunkten der Octreezelle $\frac{\sqrt{3}}{2} \cdot s_c$ ist, so ist ein Schnitt der Zelle mit der Oberfläche ausgeschlossen. Dieses Vorgehen gestattet durch eine einzelne Auswertung von F' ob ein Verwerfen der Zelle möglich oder

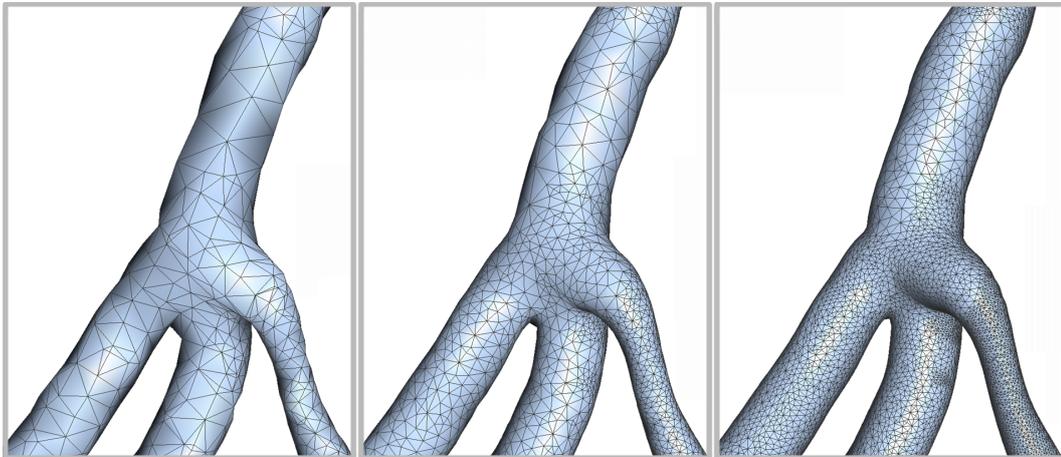


Abb. 7.9: Beeinflussung der Oberflächenqualität durch den Güteparameter Q . Die adaptive Anpassung der Dreiecksgröße an die Oberflächenkrümmung ist ebenfalls deutlich ersichtlich.

eine weitere Zerlegung erforderlich ist.

Eine beispielhafte Darstellung des sich ergebenden *Octree* ist in Abbildung 7.10 dargestellt. Mit den bislang vorgestellten Methoden wird der *Octree* rekursiv zerlegt und die jeweiligen Funktionswerte F' bestimmt. Das Verfahren zur Erzeugung der bereits enthaltene Oberfläche wird in dem folgenden Abschnitt vorgestellt.

7.2.1 Erzeugung des Oberflächennetzes auf Grundlage des *Octree*

Mit dem zuvor beschriebenen Verfahren wird eine effiziente Erzeugung des *Octree* ermöglicht, der die erforderliche Anzahl an Auswertungen der Funktion $F(\mathbf{x})'$ stark reduziert. Aufbauend auf dem *Octree* gilt es nun ein Oberflächennetz zu generieren. Hierfür werden häufig auf *Marching Cubes* [Lorenson 87] basierende Verfahren eingesetzt, die Nulldurchgänge $F = 0$ eines Skalarfeldes untersuchen. Die Bestimmung der Nulldurchgänge erfolgt in der vorgestellten Arbeit wie in Abschnitt 7.1.3 beschrieben.

Für die Erzeugung des Oberflächennetzes wird das von Kretschmer entwickelte Framework ohne zusätzlich erforderliche Anpassungen eingesetzt. Dieses basiert auf dem Verfahren von Kazhdan [Kazhdan 07]⁸. Dieser Ansatz ist in der Lage aus einem *Octree* eine garantiert wasserdichte Niveaumenge⁹ zu erzeugen, wobei die Topologie des *Octrees* beliebig ist. Dieses Verfahren garantiert somit die Erzeugung von Oberflächennetzen die keine Löcher aufweisen ohne Anforderungen an die ausgewerteten Knoten des *Octrees* zu stellen oder deren Funktionswerte anzupassen.

Bei der Erzeugung eines Oberflächennetzes aus einem *Octree* ist eine zentrale Fragestellung die Behandlung benachbarter Zellen mit verschiedener Kantenlänge. An diesen Grenzflächen werden in diesem Fall durch abweichende Kantenlängen der Zellen unterschiedliche Entscheidungen zur Generierung von Knoten des Oberflächennetzes getroffen. Vorangegangene

⁸ Verfügbar unter <http://www.cs.jhu.edu/~misha/Code/IsoOctree/>.

⁹ engl. *Level Set*. $(n - 1)$ -dimensionaler Rand einer n -dimensionalen Funktion mit identischem, festem Funktionswert (Meist 0, dann als Nullstellenmenge bezeichnet).

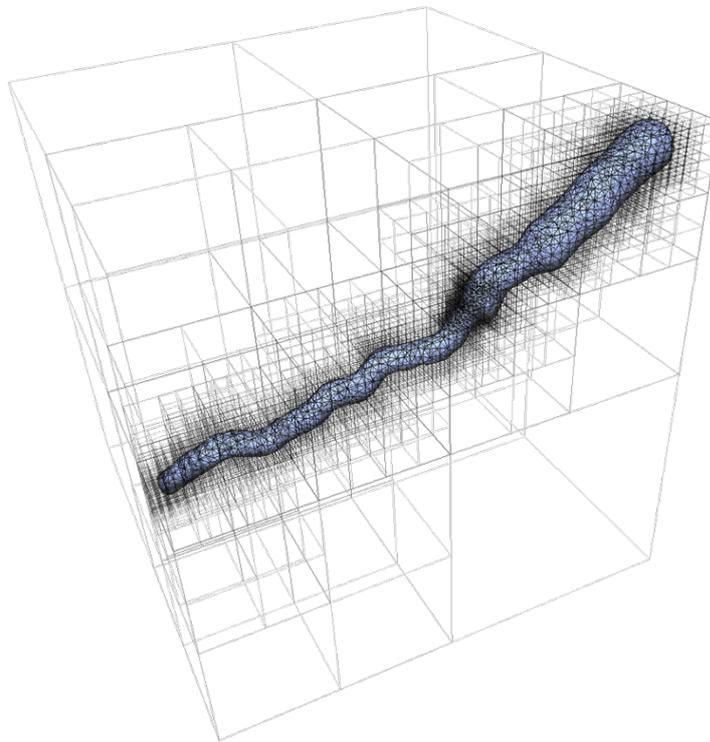


Abb. 7.10: Die lokal adaptive Zerlegung des *Octree* ist die Grundlage zur Anwendung von *Marching Cubes*-Verfahren. Die resultierende Oberfläche ist in der Abbildung zur Veranschaulichung bereits enthalten.

Arbeiten adressieren diese Fragestellung durch eine Anpassung des *Octree* indem eine maximale Differenz der Rekursionstiefe benachbarter Zellen gefordert wird. Das Verfahren von Kazhdan kommt ohne diese Anforderungen aus. In einem ersten Schritt wird die Topologie des *Octree* in eine binäre Baumstruktur überführt, wobei ein Knoten einer Kante des *Octree* entspricht. Einem Knoten wird der Wert 1 zugewiesen, falls entlang der korrespondierenden Kante des *Octree* ein Vorzeichenwechsel bezüglich des definierten Isowertes auftritt, 0 sonst. Die Detektion einer ungeraden Anzahl von Vorzeichenwechsel kann in dieser Datenstruktur durch rekursiven Abstieg zu dem eindeutigen Nachfolger mit Wert 1 erfolgen (Anmerkung: Hätten beide Nachfolger identische Werte, so wäre der Wert des Vorgängers 0). Weist eine Kante mehr als einen Vorzeichenwechsel auf, so existieren Knoten mit Wert 0 und Nachfolgern deren Wert jeweils 1 entspricht. In diesem Fall ist es erforderlich eine Kante zwischen als Zwillingen bezeichneten Knoten einzufügen um eine korrekte Polygonisierung zu erzielen. Durch das skizzierte Konzept, die Kanten des *Octree* zu betrachten, gelingt es Kazhdan Unterschiede der Rekursionstiefe benachbarter Octreezellen auszugleichen. Das so extrahierte Polygonnetz wird in einem nächsten Schritt in ein Dreiecksnetz überführt.

In Abbildung 7.11 sind beispielhafte Oberflächennetze dargestellt¹⁰, die mit dem Verfahren von Kazhdan bestimmt wurden. Für den Aufbau des *Octree* wurde zur rekursiven Zerlegung

¹⁰ Modell aus: *Large Geometric Models Archive* http://www.cc.gatech.edu/projects/large_models

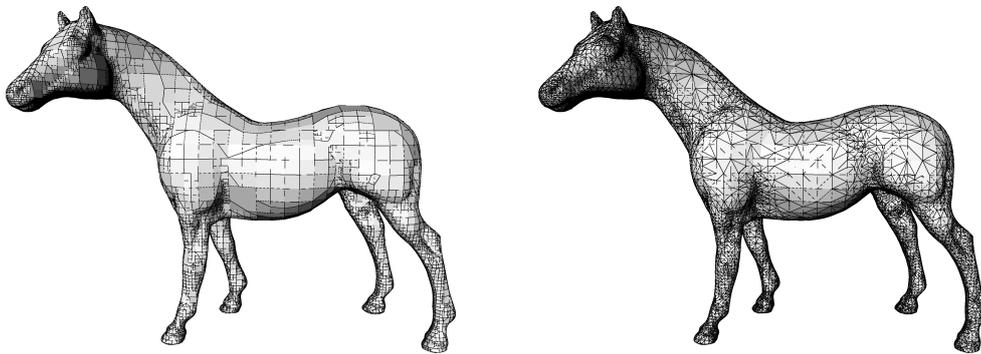


Abb. 7.11: Erzeugung eines Oberflächennetzes nach dem Verfahren von Kazhdan [Kazhdan 07]. Links ein Polygonnetz ohne Einschränkung an den *Octree*. Für das Dreiecksnetz rechts wurde eine maximale Differenz der Rekursionstiefe benachbarter Zellen um eine Ebene gefordert. (Modell aus: *Large Geometric Models Archive*)

der Zellen ein Kriterium auf Grundlage der Oberflächenkrümmung eingesetzt. Das linke Bild zeigt die Oberfläche bestehend aus 13282 Polygonen ohne Einschränkung an den erzeugten *Octree*. Für das rechte Beispiel bestehend aus 36408 Dreiecken wurde zusätzlich eine maximale Differenz der Rekursionstiefe benachbarter Zellen um eine Ebene gefordert.

7.3 Zusammenfassung

Im vorangegangenen Kapitel wurde ein Verfahren zur Erzeugung des Oberflächennetzes eines *geometrischen Gefäßmodells* vorgestellt. Die Grundlage hierfür bildet das von Kretschmer entwickelte Framework zur Generierung einer Oberflächenbeschreibung von Gefäßgeometrien mit kreisförmigen Querschnitten. Dabei wird die geometrische Beschreibung in *Segmente* zerlegt, die jeweils aus zwei aufeinanderfolgenden Konturen bestehen. Über das Modell der Konturen wurde keine Annahme getroffen, das heißt sie können von einfachen Formen wie beispielsweise Kreisen bis hin zu nicht konvexen Polygonzügen reichen oder auch gemischt werden. Für jedes *Segment* wurde anschließend eine abgeschwächte *monotone Distanzfunktion* erzeugt. Zur Berechnung dieser Funktion wurde eine Transformation der *Segmente* in einen normalisierten Raum vorgeschlagen, in dem eine effiziente Auswertung möglich ist. Dabei wurde ein *Erzeugendensystem* beschrieben, das es erlaubt in der Praxis vorkommende Relationen zwischen benachbarten Konturen unter Erhaltung der Topologie in den normalisierten Raum zu transformieren. Für die Bestimmung der Transformation wurde die bereits aus Kapitel 5 bekannte, nichtrigide *thin plate spline*-Transformation verwendet. Durch die Vereinigung aller lokalen monotonen Distanzfunktionen wurde eine globale Indikatorfunktion bestimmt, die beliebige Anfragepunkte eine Schätzung des Abstandes zur resultierenden Oberfläche liefert. Anschließend wurde die Erzeugung eines *Octree* beschrieben, dessen Zellgröße adaptiv an die erwartete Krümmung des Oberflächennetzes angepasst ist. Darauf aufbauend wurde das Oberflächennetz mit adaptiver Dreiecksgröße extrahiert, wobei die Güte des erzeugten Oberflächennetzes durch einen einzelnen *Güteparameter* Q geregelt wird.

Ergebnisse und Diskussion

In dem nachfolgenden Kapitel werden die vorgestellten Verfahren zur vollautomatischen Segmentierung des arteriellen Gefäßsystems experimentell validiert. Zu Beginn des Kapitels werden die verwendeten Datensätze und die Erzeugung der Referenzdaten vorgestellt. Anschließend werden die Verfahren entsprechend ihres Einsatzes in der Verarbeitungskette zur Untersuchung eines unbekanntes Datensatzes betrachtet.

8.1 Verwendete Datensätze

Für die Evaluation der vorgestellten Verfahren standen ausreichend Datensätze unterschiedlicher Patienten aus der klinischen Routine zur Verfügung. Die Aufnahmen wurden mit Siemens Somatom Sensation 16/64 sowie Somatom Definition Scannern erzeugt und weisen eine isotrope Auflösung innerhalb der x - y -Ebene auf im Bereich von 0,3 mm bis 1,0 mm und eine Schichtdicke im Bereich von 0,4 mm bis 5,0 mm. Alle 86 verwendeten Datensätze wurden mit einer Schichtauflösung von 512×512 Bildpunkten rekonstruiert. Von den Datensätzen verfügten 19 über eine Schichtdicke von $\geq 3,0$ mm, so dass teilweise stark anisotrope Voxel vorlagen und durch den großen Schichtabstand die Detektion kleiner Blutgefäße erheblich erschwert ist.

Die verwendeten Datensätze enthielten unterschiedliche Körperbereiche von Kopf-, Thorax-, Abdomen-, RunOff- bis hin zu Ganzkörperaufnahmen. In Folge dessen enthielt kein Datensatz das vollständige Gefäßmodell sondern lediglich einen Ausschnitt daraus. Im Durchschnitt waren je Datensatz 21,4 der insgesamt 50 bekannten Gefäßlandmarken und die korrespondierenden Gefäßabschnitte enthalten.

8.1.1 Erzeugung von Referenzdaten

Für die verfügbaren Datensätze wurden Referenzdaten für die Evaluation der vorgestellten Verfahren erzeugt. Hierfür wurde im Rahmen einer Kooperation¹ eine semi-manuelle Erzeugung patientenspezifischer Gefäßmodelle von medizinischem Personal durchgeführt. Mit Hilfe

¹ Shandong Medical Imaging Research Institute; Shandong University; Jingwu Road 324; Jinan (China)

eines klinischen Prototypen erfolgte nach manueller Annotation der Gefäßlandmarken eine Extraktion der Gefäßmittellinie mit korrespondierenden Konturen. Sowohl die Mittellinien als auch die Konturen wurden anschließend manuell editiert und korrigiert. Nach Ergänzung der geometrischen Gefäßmodelle um die im jeweiligen Datensatz enthaltenen Körperlandmarken standen somit 86 Gefäßmodelle als Referenzdaten zur Verfügung.

8.2 Automatische Extraktion des geometrischen Gefäßmodells

Nachfolgend werden die in den vorangegangenen Kapiteln vorgestellten Verfahren auf Grundlage der verfügbaren Referenzdaten evaluiert. Die semi-automatisch erzeugten Referenzdaten werden dabei als Gold-Standard betrachtet.

8.2.1 Detektion anatomischer Landmarken

Die Evaluation der in Kapitel 5 vorgestellten Verfahren zur Bestimmung von *Gefäßlandmarken* wurde in Form einer *Leave-One-Out-Kreuzvalidierung* der Menge $\mathbf{GM} = \{GM_1, \dots, GM_{86}\}$ aller verfügbaren Referenzmodelle GM durchgeführt. Hierfür wurde für jeden Durchlauf $i \in \{1, \dots, 86\}$ das korrespondierende Modell GM_i bei der Erzeugung der anatomischen Wissensbasis WB_i ausgeschlossen. Anschließend erfolgte die Bestimmung anatomischer Landmarken für Datensatz i , wie in Abschnitt 6.2 beschrieben, unter Einsatz der Wissensbasis WB_i auf Grundlage der Modellmenge $\mathbf{GM} \setminus GM_i$.

Die Qualität detektierter Gefäßlandmarken V_i wird mit dem geometrischen Modell GM_i anhand mehrerer Güteparameter bewertet, die nachfolgend vorgestellt werden. Das naheliegende Gütemerkmal \mathcal{M}_1 bezeichnet die euklidische Distanz der detektierten Landmarkenposition a_k zu der Referenzposition \hat{a}_k . Für die weiteren Merkmale wird neben der Referenzposition die Menge *zulässiger Mittellinien* $V_{a_k}^+ \subset V$ beziehungsweise *unzulässiger Mittellinien* $V_{a_k}^- = V \setminus V_{a_k}^+$ verwendet. Hierfür wird jeder Gefäßlandmarke eine Menge von Gefäßmittellinien zugewiesen, entlang derer die detektierte Landmarke liegen muss, damit sie sich im korrekten Gefäßabschnitt befindet. Eine Übersicht der *zulässigen Mittellinien* befindet sich im Anhang in Tabelle A.1. Für die Gefäßlandmarke *A. subclavia sinistra* ist $V_{a_k}^+$ beispielsweise definiert als $\{20; 21\} = \{Aorta \leftrightarrow A. subclavia sinistra; A. subclavia sinistra\}$ wodurch der gesamte, unverzweigte Abschnitt der *A. subclavia sinistra* beginnend bei der Abzweigung des Aortenbogens als *zulässige Mittellinien* berücksichtigt wird.

Eine Veranschaulichung der nachfolgend definierten Gütekriterien ist in Abbildung 8.1 dargestellt. Dabei sind die betrachteten Distanzen und Mittellinienabschnitte zur Bewertung einer detektierten Position hervorgehoben. Die Kriterien \mathcal{M}_5 und \mathcal{M}_6 betrachten das Verhältnis von \mathcal{M}_3 bzw. \mathcal{M}_4 zu lokalen Gefäßradien r . Die Werte für \mathcal{M}_4 und \mathcal{M}_6 werden fast ausschließlich von der Topologie der benachbarten Gefäßstrukturen beeinflusst. Sie können nicht ohne detaillierte Betrachtung der Gefäßtopologie interpretiert werden und stellen daher kein Gütekriterium im eigentlichen Sinne dar sondern sie eignen sich vielmehr als Indikator für die Verwechslungsgefahr mit anderen Landmarken.

Euklidische Distanz zu der Referenzlandmarke \mathcal{M}_1

$$\mathcal{M}_1(a_k) := \|\hat{a}_k - a_k\| \quad (8.1)$$

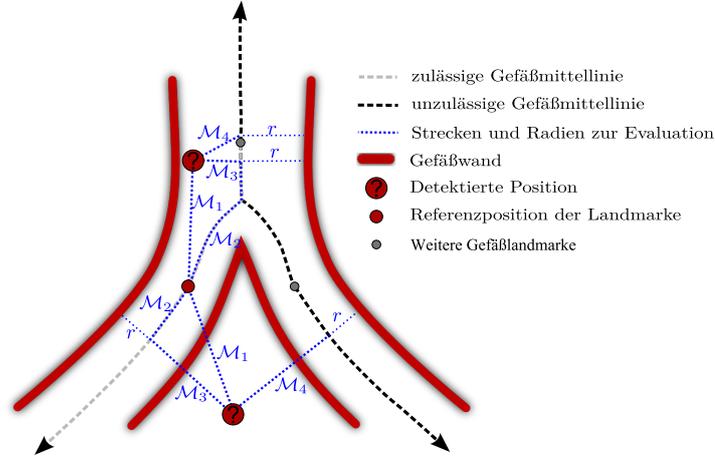


Abb. 8.1: Gütekriterien zur Bewertung einer detektierten Landmarkenposition im Vergleich zu der Referenzposition, wobei die zulässige Gefäßmittellinie aus zwei Abschnitten besteht. Für zwei detektierte Positionen sind die betrachteten Abstände und Strecken zur Bestimmung der Gütekriterien hervorgehoben. Die Kriterien \mathcal{M}_5 und \mathcal{M}_6 betrachten das Verhältnis von \mathcal{M}_3 bzw. \mathcal{M}_4 zu lokalen Gefäßradien r .

Verschiebung entlang der Zielmittellinie

\mathcal{M}_2 ist definiert als Länge entlang der Zielmittellinie zwischen der auf die Mittellinie projizierten detektierten Landmarkenposition \tilde{a}_k und der Referenzposition \hat{a}_k :

$$\mathcal{M}_2(a_k) := D_{cl}(\hat{a}_k, \arg \min \{ \|p - a_k\| \mid p \in \bigcup_{V \in V_{a_k}^+} cl(V) \}) \quad (8.2)$$

Distanz zu *zulässiger Mittellinie*

\mathcal{M}_3 ist definiert als minimaler euklidischer Abstand zu einem Punkt der Mittellinien $V_{a_k}^+$ der Landmarke a_k :

$$\mathcal{M}_3(a_k) := \min \{ \|p - a_k\| \mid p \in \bigcup_{V \in V_{a_k}^+} cl(V) \} \quad (8.3)$$

Distanz zu *unzulässiger Mittellinie*

\mathcal{M}_4 entspricht dem minimalen euklidischen Abstand zu einem Punkt der Mittellinien $V_{a_k}^-$ der Landmarke a_k :

$$\mathcal{M}_4(a_k) := \min \{ \|p - a_k\| \mid p \in \bigcup_{V \in V_{a_k}^-} cl(V) \} \quad (8.4)$$

(Distanz zu *zulässiger Mittellinie*) / (Gefäßradius)

\mathcal{M}_5 beschreibt die Position bezüglich des umgebenden Blutgefäßes. Werte ≥ 1 indizieren

Positionen außerhalb eines zulässigen Gefäßlumens, Werte nahe 0 eine Position im Bereich der zulässigen Mittellinie:

$$\mathcal{M}_5(a_k) := \frac{\mathcal{M}_3(a_k)}{r(\arg \min \{ \|p - a_k\| \mid p \in \bigcup_{V \in V_{a_k}^+} cl(V) \})} \quad (8.5)$$

(Distanz zu *unzulässiger Mittellinie*) / (Gefäßradius)

\mathcal{M}_6 beschreibt die Position bezüglich umgebender unzulässiger Gefäßabschnitte. Werte nahe 1 weisen auf eine hohe Verwechslungsgefahr mit Punkten aus *unzulässigen Gefäßmittellinien* hin, für Werte $\gg 1$ befindet sich die detektierte Position um ein Vielfaches des Gefäßradius von einer *unzulässigen Gefäßmittellinie* entfernt:

$$\mathcal{M}_6(a_k) := \frac{\mathcal{M}_4(a_k)}{r(\arg \min \{ \|p - a_k\| \mid p \in \bigcup_{V \in V_{a_k}^-} cl(V) \})} \quad (8.6)$$

Wie zu Beginn dieses Abschnittes beschrieben wurde die Qualität der vollautomatischen Detektion der Gefäßlandmarken durch eine *Leave-One-Out-Kreuzvalidierung* der verfügbaren Datenmenge untersucht. Die erzielten Ergebnisse sind in der Abbildung 8.2 dargestellt.

Diskussion der Ergebnisse

In dem nachfolgenden Abschnitt werden die detaillierten Ergebnisse der Landmarkendetektion aus Abbildung 8.2 interpretiert und diskutiert. Die Betrachtung eines einzelnen Gütekriteriums ist für die Beurteilung der Qualität der Landmarkenpositionen nicht ausreichend. So ist beispielsweise ein erhöhter Wert der euklidischen Distanz zur Referenzposition (\mathcal{M}_1) oder auch eine Verschiebung entlang der Mittellinie (\mathcal{M}_2) nicht negativ, sofern sich die detektierte Position innerhalb des gesuchten Gefäßabschnittes befindet. Für die Anwendung zur Extraktion eines geometrischen Gefäßmodells wie es in Kapitel 4 vorgestellt wurde ist vielmehr die Relation zu dem anatomischen Kontext entscheidend anstatt der exakten Position. Aus diesem Grunde wurde das Konzept der *Zielmittellinie* eingeführt, die den gewünschten Gefäßabschnitt identifiziert, auf dem die Landmarke erwartet wird. Eine

	\mathcal{M}_1	\mathcal{M}_2	\mathcal{M}_3	\mathcal{M}_4	\mathcal{M}_5	\mathcal{M}_6
$q_{0.25}(\mathcal{M}_i)$	4.7	3.1	1.2	7.2	0.3	0.9
$q_{0.5}(\mathcal{M}_i)$	9.6	7.1	2.2	12.1	0.6	2.4
$q_{0.75}(\mathcal{M}_i)$	17.5	13.8	6.9	17.7	1.1	4.5

Tabelle 8.1: Quantile der Gütekriterien zur Bewertung der Landmarkengüte.

Zusammenfassung der Grafiken in Abbildung 8.2 liefert die in Tabelle 8.1 gelisteten Quantile. Bei genauerer Betrachtung der Ergebnisse bezüglich der Verschiebung beziehungsweise des Abstandes zu *zulässigen Gefäßmittellinien* (\mathcal{M}_2 und \mathcal{M}_3) fällt auf, dass eine hohe Verschiebung entlang der *zulässigen Gefäßmittellinien* erfolgt. Dies liegt in der Konstruktion des Verfahrens begründet. Wie in Kapitel 6 beschrieben, wird ein Filter zur Hervorhebung

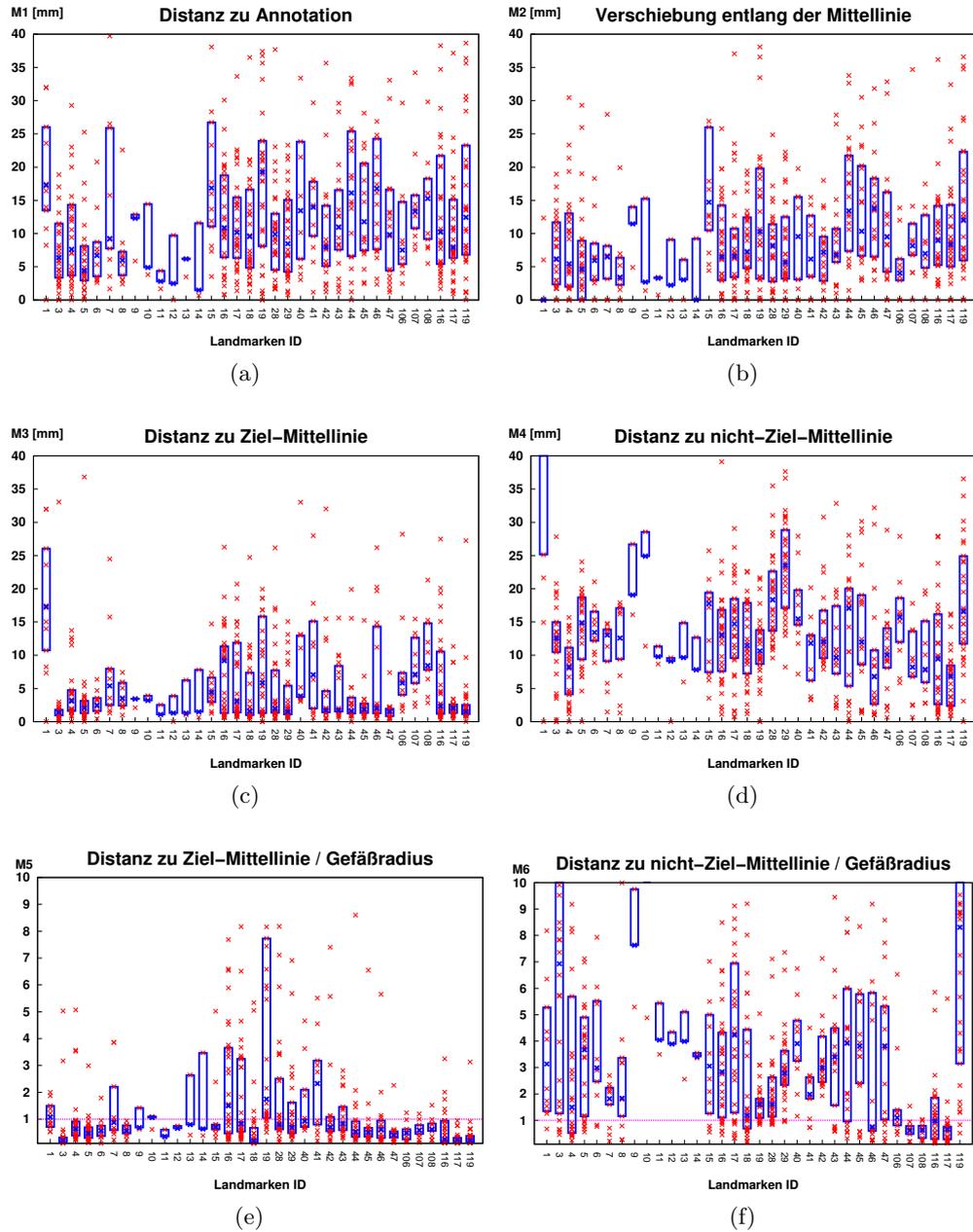


Abb. 8.2: Kastengrafiken (engl. *Box-Whisker-Plot*) der Gütekriterien zur Evaluation der vorgeschlagenen Landmarkendetektion. Die blaue Box zeigt die Spanne zwischen dem 25% und 75%-Quantil, wobei der Median hervorgehoben ist. Grafiken (a) und (b) betrachten die Referenzposition der Landmarke, wohingegen Abbildungen (c) und (d) Abstände zu *zulässigen* bzw. *unzulässigen* Gefäßmittellinien auswerten. Diagramme (e) und (f) setzen diese in Verhältnis zu dem lokalen Gefäßradius.

röhrenförmiger Strukturen eingesetzt. Dieses Filter liefert eine maximale Filterantwort für Bereiche, die einer idealen Röhre entsprechen. Jedoch orientiert sich die Definition der Gefäßlandmarken wie in Abschnitt 4.1.1 beschrieben an Gefäßverzweigungen. Offensichtlich weicht die Gefäßgeometrie in der Nähe von Verzweigungsbereichen von einer Röhrenform ab, wodurch etwas entferntere Bereiche in unverzweigten Abschnitten attraktiver erscheinen.

Für die Betrachtung von \mathcal{M}_3 im Vergleich zu \mathcal{M}_4 ist es erforderlich, für jede Gefäßlandmarke den anatomischen Kontext zu betrachten. Im Falle der *Ae. renales* (ID=28/29) und der Landmarke *Aorta - Truncus coeliacus* (ID=117) wird dies offensichtlich. Diese Landmarken werden robust detektiert wie in Abbildung 8.2c dargestellt. Jedoch weist \mathcal{M}_4 (Abbildung 8.2d) für die Landmarken 28/29 deutlich bessere Ergebnisse auf. Dieser Effekt wird maßgeblich durch die Wahl der *zulässigen Gefäßmittellinien* beeinflusst. Diese sind $V_{28}^+ = \{(18, 28); (28, \emptyset)\}$ beziehungsweise $V_{117}^+ = \{(116, 117); (18, 117)\}$, wodurch der Abstand zu *nicht zulässigen Gefäßmittellinien* \mathcal{M}_4 der Renalarterien mit dem Abstand zu der *Aorta* korreliert. Im Falle der Landmarke 117 bilden die *nicht zulässigen Gefäßmittellinien* jedoch Einschränkungen in alle Richtungen wie aus der Gefäßtopologie A.1 hervorgeht.

Die Gütekriterien \mathcal{M}_5 und \mathcal{M}_6 setzen den Abstand zu einer *zulässigen* beziehungsweise *nicht zulässigen Gefäßmittellinie* in Verhältnis zu dem lokalen Gefäßradius. Hierdurch wird insbesondere das Risiko ersichtlich benachbarte Gefäßlandmarken miteinander zu vertauschen. Dies ist für die Landmarken mit ID 16 und 17 (*A. coeliacus* bzw. *A. mesenterica superior*) der Fall, die einen sehr ähnlichen anatomischen Kontext in Form einer T-förmigen Abzweigung der *Aorta* aufweisen und nahe beieinander liegen. Da viele Aufnahmen lediglich einen der beiden Gefäßabschnitte enthalten ist die Trennung der Landmarkenverteilungen in der *anatomischen Wissensbasis* nicht so deutlich wie gewünscht. Außerdem werden im Rahmen der Landmarkendetektion keine regelbasierten räumlichen Relationen modelliert wie dies beispielsweise im Verfahren von Seifert et al. [Seifert 09] geschieht. Durch eine Erweiterung des Verfahrens um regelbasierte räumliche Relationen wie *kaudal von* und *kranial von* ließen sich diese Landmarken sehr einfach differenzieren.

Da es sich bei den verfügbaren Daten um klinische Aufnahmen handelt, sind in den Bilddaten teils schwerwiegende Pathologien der Blutgefäße enthalten. Hierdurch wird einerseits die *anatomische Wissensbasis* stark beeinflusst, aber auch die Detektion der Landmarkenpositionen erschwert. Ein typischer Routinefall der Computertomographie ist beispielsweise die Untersuchung von Stenosen der *A. carotis interna* (Landmarken ID 13, 14). Durch häufig hochgradige Stenosen im Bereich der Landmarkenposition ist einerseits die Antwort des Gefäßähnlichkeits-Filters wenig aussagekräftig und außerdem die Extraktion der Gefäßmittellinie zu benachbarten Gefäßlandmarken massiv erschwert.

Darüber hinaus eignen sich nicht alle Bilddaten zur Extraktion des vollständigen, im Bildausschnitt enthaltenen Gefäßsystems. Insbesondere der Schichtabstand hat einen erheblichen Einfluss auf die Detektierbarkeit dünner Gefäßabschnitte. Wie in Abschnitt 8.1 beschrieben, verfügen 19 Datensätze über einen Schichtabstand von $\geq 3,0\text{mm}$. In diesen Aufnahmen ist es jedoch äußerst schwer dünne Gefäße mit einem Radius von unter 2-3 mm zu detektieren, da der große Schichtabstand Richtungsänderungen beinahe zufällig erscheinen lässt und damit die röhrenförmige Struktur nicht detektierbar ist. Aus klinischer Sicht stellt dies jedoch

kein Hindernis dar, denn durch Wahl der hohen Schichtdicke liegen dünne Gefäßabschnitte offensichtlich nicht im Fokus der Aufnahme.

8.2.2 Untersuchung von Gefäßverzweigungen

Zur Bewertung der Untersuchung von Gefäßverzweigungen aus Abschnitt 6.1 wurden 50 Karotiden-Datensätze untersucht. Wie im vorangegangenen Abschnitt beschrieben, ist die Untersuchung der *A. carotis* ein klinischer Routinefall, der darüber hinaus durch teilweise hochgradige Stenosen eine Herausforderung darstellt. Darüber hinaus ist eine Unterscheidung der abzweigenden Blutgefäße *A. carotis interna* und *A. carotis externa* ohne Kenntnis des weiteren Gefäßverlaufs kaum möglich. Die *A. carotis interna* durchstößt die Schädeldecke wohingegen die *A. carotis externa* außerhalb des Schädels verläuft.

Für die Validierung der Verzweigungserkennung wurden manuell Saatpunkte im Bereich des *Sinus caroticus* und ausgehend davon das in Abschnitt 6.1 beschriebene Verfahren gestartet. Dabei wurden abzweigende Gefäßsegmente als *erfolgreich* zugeordnet betrachtet, falls die zugehörige gefundene Landmarke innerhalb des korrekten Gefäßlumens liegt. Als *fehlerhaft* zählen falsch positive Ergebnisse, beispielsweise für falsch zugeordnete oder fehlerhaft segmentierte Gefäßabschnitte. Als *fehlend* gelten im Datensatz enthaltene Gefäßabschnitte, die jedoch nicht erfolgreich segmentiert werden konnten. Die resultierenden Ergebnisse sind in Tabelle 8.2 dargestellt.

Die Mehrheit der *fehlenden* Gefäßabschnitte wurde durch hochgradige Stenosen oder starke

	<i>A. carotis sinistra</i>			<i>A. carotis dextra</i>		
	<i>comm.</i>	<i>interna</i>	<i>externa</i>	<i>comm.</i>	<i>interna</i>	<i>externa</i>
Erfolgreich	100.00%	83.33%	89.58%	97.87%	78.72%	97.87%
Fehlerhaft	0.00%	8.33%	4.17%	0.00%	14.89%	0.00%
Fehlend	0.00%	8.33%	6.25%	2.13%	6.38%	2.13%

Tabelle 8.2: Evaluation der Verzweigungsuntersuchung der *A. carotis*.

Kalzifikationen verursacht. Hierdurch besteht das verbleibende Restlumen überwiegend aus Partialvolumen-Effekten, wodurch die berechneten Schwellwerte (siehe Abschnitt 4.2.1) eine korrekte Segmentierung nicht ermöglichen. Durch die konservative Schätzung der Schwellwerte ohne Berücksichtigung von Partialvolumen-Effekten wird jedoch in der großen Mehrheit der Fälle die Segmentierung des Lumens verbessert. Die Rate *erfolgreich* bestimmter Segmente der *A. carotis communis* ist nachvollziehbar sehr hoch. Einerseits zweigt in Richtung Körpermitte kein weiteres Gefäß ab, so dass kein Verwechslungsrisiko besteht. Andererseits ist der Durchmesser der *A. carotis communis* deutlich größer, wodurch die Segmentierung deutlich vereinfacht ist. Zusammenfassend wurden für 74,5% aller Karotidenverzweigungen der rechten, beziehungsweise 78,7% der linken Seite gleichzeitig alle abzweigenden Blutgefäße korrekt klassifiziert.

Im Vergleich dazu war das von Seifert et al. [Seifert 09] vorgestellte Verfahren auf der gleichen Datenmenge in der Lage, die Körperlandmarke 100423 (linke Karotidenverzweigung) in 43

der 50 beziehungsweise die Körperlandmarke 100424 (rechte Karotidenverzweigung) in 45 der 50 Datensätze zu detektieren.

8.2.3 Bestimmung der Gefäßmittellinie

Die Evaluierung der Mittellinienextraktion erfolgte auf Grundlage eines klinischen Anwendungsszenarios. Dafür lagen in 104 Volumenbildern die Saatpunkte zur Untersuchung eines pathologischen Gefäßabschnittes statt. Hierbei waren die Anwendungsfälle auf verschiedene Körperregionen verteilt und es fand während des Testverfahrens keine Parameteranpassung des Algorithmus vor. Im Gegensatz zu dem vorgestellten vollautomatischen Verfahren verfügte die Mittellinienextraktion darüber hinaus nicht über die Kenntnis des aktuell untersuchten Gefäßabschnittes. Für die Einschätzung der extrahierten Gefäßmittellinie wurden zwei um 90° zueinander gedrehte gekrümmte MPR-Darstellungen² berechnet. Diese Darstellung erlaubt eine schnelle Beurteilung, ob die berechnete Gefäßmittellinie vollständig im Gefäßlumen liegt. Dieses Vorgehen hat den Vorteil, dass es dem klinischen Arbeitsablauf sehr nahe kommt und das klinische Personal somit in der qualitativen Beurteilung sehr geübt ist.

Klinische Anwendungsfälle

Die Testfälle wurden zur Auswertung nach Gefäßdurchmesser beziehungsweise anatomischem Kontext und Pathologie unterschieden. Der anatomische Kontext hat insbesondere starken Einfluss auf die Bestimmung dynamischer Schwellwerte sowie der Durchstoßpunkte zwischen Suchstrahlen und der Gefäßwand (siehe Abschnitt 4.2.1). Insbesondere bereitet die Nähe zu Knochen und das Vorkommen von Kalzifikationen hierbei Schwierigkeiten durch einen ähnlichen Hounsfield-Bereich wie kontrastiertes Blut (siehe Abschnitt 2.2.2). Neben dem anatomischen Kontext ergeben gekrümmte Gefäßabschnitte mit geringem Durchmesser Punktwolken mit geringerer Aussagekraft als dies in großen, ungekrümmten Gefäßabschnitten der Fall ist. Die wird durch die Diskretisierung der Bilddaten und der darauf aufbauenden Detektion von Durchstoßpunkten der Suchstrahlen verursacht. Ist der Gefäßdurchmesser in Relation zu der Voxelgröße klein, so fallen viele Durchstoßpunkte zusammen und es entsteht eine degenerierte Punktwolke.

In die Gruppe der *Carotiden* wurden Gefäßabschnitte zusammengefasst, die sich im Bereich des *Sinus Caroticus* befinden. Häufig befinden sich in diesem Bereich Stenosen und Kalzifikationen (siehe Abschnitt 2.1.2). Als *Abdomen/Thorax* wurden die großen Gefäße des Bauchraumes zusammengefasst. Hierzu zählen neben dem *Arcus aortae* die *Aorta* bis zur *Bifurcatio aortae* und abzweigende Versorgungsgefäße der Organe. In diesem Bereich treten meist Aneurysmen und Dissektionen als pathologische Veränderungen auf. Die dritte Gruppe bilden die Blutgefäße der Beine unterhalb der *Bifurcatio aortae*. In diesem Bereich liegen häufig weit auseinander liegende Saatpunkte vor und die Blutgefäße weisen teils hochgradige Kalzifikationen auf. Die Verteilung der verwendeten Testfälle auf die genannten Gruppen ist in Tabelle 8.3 dargestellt.

Entsprechend der vorigen Gruppierung der Testfälle in Körperbereiche und Pathologien ergeben sich die nachfolgenden Ergebnisse. Die Unterteilung ermöglicht es, im Rahmen der

² *curved multiplanar reformation*: Gekrümmte planare Reformatierung. Zweidimensionale Darstellung des Gefäßlängsschnittes entlang der Gefäßmittellinie, siehe Kanitsar et al. [Kanitsar 02].

Tests differenzierte Rückschlüsse aus den erzielten Ergebnissen zu ziehen. Datensätze, die mehrere Pathologien enthalten, wurden dabei mehreren Gruppen zugeteilt und sind daher in der nachfolgenden Übersicht teils mehrfach enthalten.

	Stenosen	Aneurysmen	Kalzifizierungen	
Carotiden	18	0	8	26
Abdomen	8	1	2	11
Runoff	16	2	39	57
	42	3	49	

Tabelle 8.3: Einteilung klinischer Testfälle zur Bewertung der Mittellinienextraktion nach Körperbereich und enthaltener Pathologie.

In der Tabelle 8.4 werden die Ergebnisse der klinischen Testfälle zusammengefasst. Dabei wird eine extrahierte Gefäßmittellinie als *korrekt* bezeichnet, wenn in beiden zugehörigen um 90° zueinander gedrehten CPR-Darstellungen einen ähnlichen Radienverlauf aufweisen. Dieser qualitativen Auswertung liegt die Annahme zu Grunde, dass die Blutgefäße einen annähernd kreisförmigen Querschnitt aufweisen. Durch diese Annahme wirkt sich somit die gewählte Projektionsrichtung bei Berechnung der CPR-Visualisierung nicht auf den dargestellten Gefäßradius aus.

Durch die geringe Anzahl an Testdatensätzen dieser Testmenge, in denen Aneurysmen

	Stenosen		Aneurysmen		Kalzifizierungen	
	korrekt	fehlerhaft	korrekt	fehlerhaft	korrekt	fehlerhaft
Carotiden	17	1	0	0	7	1
Abdomen	7	1	1	0	2	0
RunOff	15	1	2	0	35	4

Tabelle 8.4: Qualitative Ergebnisse der klinischen Testfälle. Eine als *korrekt* bezeichnete Gefäßmittellinie weist in zwei um 90° gedrehten CPR-Darstellungen vergleichbare Radienverläufe auf.

enthalten sind, lässt sich hieraus kaum eine Aussage über die Zuverlässigkeit bei vorhandenen Aneurysmen treffen. Generell stellen Stenosen jedoch eine komplexere Fragestellung dar. Der erhöhte Gefäßradius im Bereich von Aneurysmen lässt sich durch den vorgestellten Algorithmus gut untersuchen. Dieser Eindruck wurde auch durch weitere, nicht in dieser Testmenge enthaltenen Datensätze bestätigt. Im Gegensatz dazu ist der reduzierte Durchmesser des Lumens im Bereich von Stenosen für die Bestimmung einer aussagekräftigen Punktwolke auf der Gefäßwand kritischer. In diesen Bereichen greift das Graphen-basierte Verfahren, das ohne ein Gefäßmodell in Form einer Röhrenstruktur auskommt. Beispielhafte Datensätze für pathologische Gefäßabschnitte mit korrekt bestimmter Gefäßmittellinie sind in Abbildung 8.4 dargestellt.

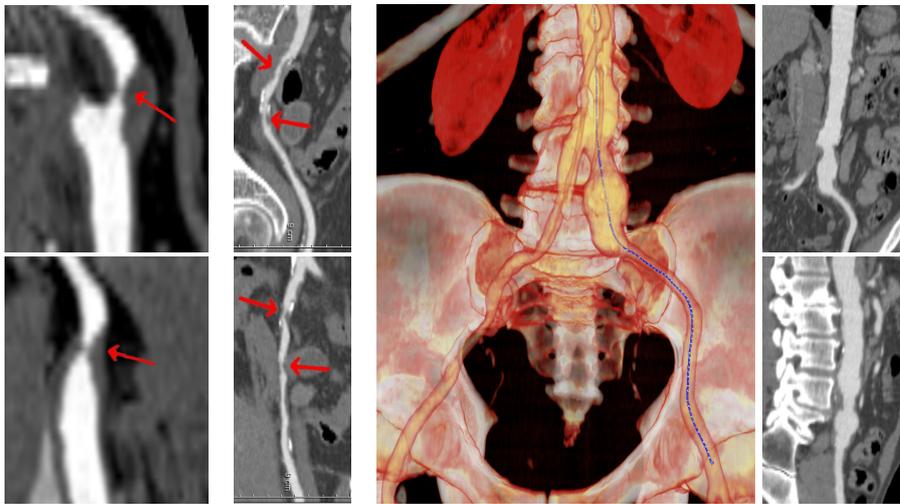


Abb. 8.3: Ergebnisse der Mittellinienextraktion, dargestellt durch zwei um 90° zueinander gedrehte *CPR*-Darstellungen. Linke Spalte eine hochgradige Stenose der *A. carotis externa*, mittlere Spalte Kalzifikationen der *A. iliaca* und die rechte Gruppe zeigt ein Aneurysma ebenfalls der *A. iliaca*. Zur besser Veranschaulichung ist rechts zusätzlich eine Volumendarstellung abgebildet.

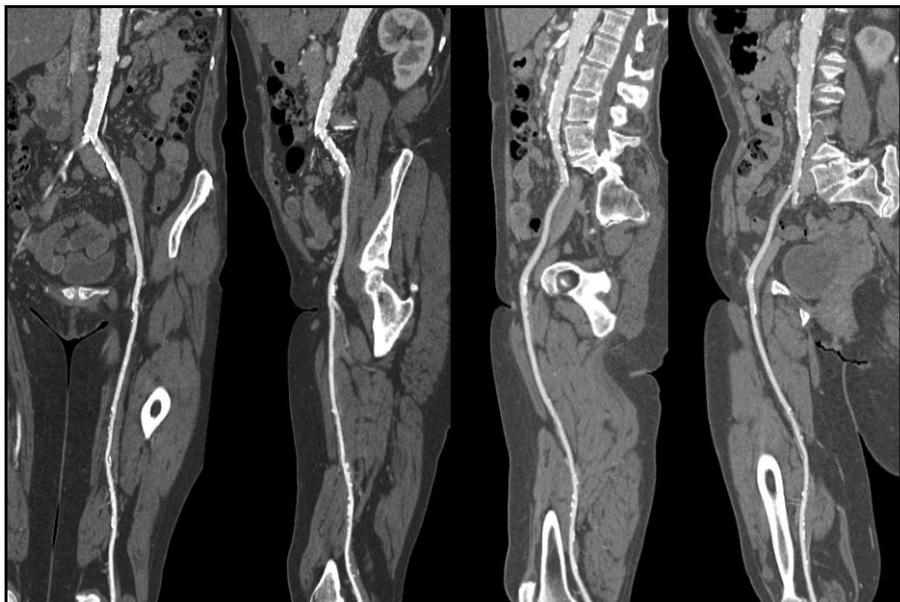


Abb. 8.4: Die extrahierte Gefäßmittellinie ermöglicht die Darstellung des Gefäßverlaufs durch eine gekrümmte multiplanare Reformatierung, die um 0° , 45° , 90° und 135° um die Gefäßmittellinie rotiert ist.

8.3 Erzeugung des Oberflächennetzes

Für die Evaluation der Erzeugung von Oberflächennetzen wurden in Zusammenarbeit mit Kretschmer [Kretschmer 12] geometrische Modelle verschiedener Gefäßsysteme betrachtet. Neben den in dieser Arbeit betrachteten geometrischen Modellen der großen arteriellen Gefäße (*AG*) wurden ebenfalls Gefäßsysteme der Leber (*LG*), der Bronchien (*BG*) sowie des Gehirns (*GG*) betrachtet und ausgewertet. Die Beschreibung der geometrischen Modelle der *AG*-Modelle erfolgte durch Freiformkonturen mit circa 10 bis 50 Abtastpunkten je Kontur wie in Abschnitt 7.1.1 beschrieben. Im Gegensatz dazu bestanden die übrigen Modelle aus Beschreibungen der Gefäßmittellinien mit zugeordneten Gefäßradien. Die Interpolation zwischen benachbarten Gefäßkonturen basierte in diesen Modellen auf einem Zylindermodell mit kreisförmigen Grundflächen, deren Orientierung orthogonal zum Mittellinie ist.

Alle Rekonstruktionen der Oberflächenbeschreibung erfolgten mit Güteparametern $Q \geq 1$, wodurch sichergestellt wurde, dass jeder Gefäßabschnitt abgebildet wurde. Die Wahl von $Q = 1$ liefert effizient berechenbare Rekonstruktionen der Oberfläche bestehend aus einer geringen Anzahl von Dreiecken. Dadurch entsteht eine relativ grobe Beschreibung der Oberfläche, die jedoch insbesondere für Anwendungen wie beispielsweise der Interventionsplanung sehr gut geeignet ist. In diesem Anwendungsszenario liegt der Hauptaugenmerk auf räumlichen Relationen der Gefäßstrukturen und weniger auf der exakten Geometrie.

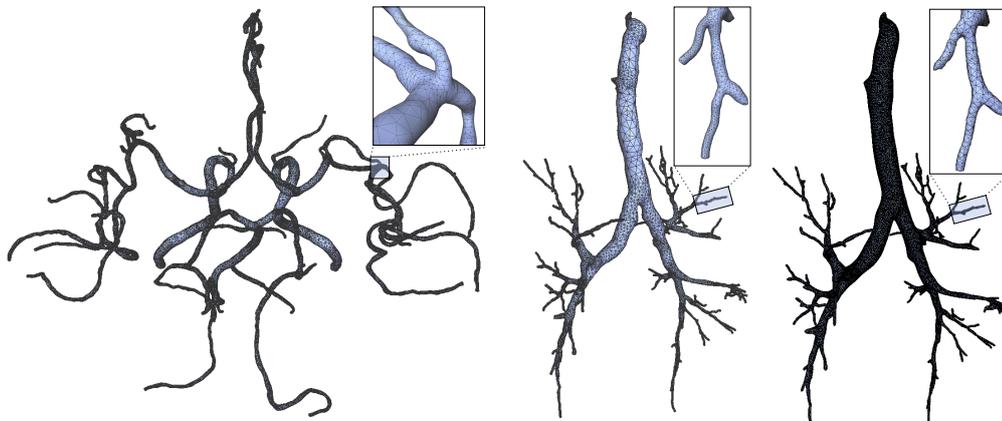


Abb. 8.5: Eine Rekonstruktion eines zerebralen Gefäßsystems mit Güteparameter $Q = 1$ (links, 70812 Dreiecke). Der Bronchialbaum (Mitte, $Q = 1,5$) weist wie das durch *Convolution Surfaces* bestimmte Oberflächennetz (rechts) ebenfalls 120000 Dreiecke auf. Allerdings ermöglicht die adaptive Abtastung eine erheblich genauere Darstellung dünner Strukturen. (Abbildungen aus [Kretschmer 12])

Die von Kretschmer eingeführte adaptive Anpassung der Abtastrate in Abhängigkeit der Oberflächenkrümmung hat sich insbesondere bei Gefäßsystemen mit stark variierenden Gefäßdurchmessern als überaus nützlich herausgestellt. Ein Vergleich des hier vorgestellten

Verfahrens mit der in *MeVisLab*³ enthaltenen Implementierung von *Convolution Surfaces*⁴ (CS) ist in Abbildung 8.5 dargestellt. Das CS-Verfahren verfügt im Wesentlichen über zwei Einstellungsmöglichkeiten, die Glättung in Verzweigungsbereichen und den Verfeinerungsgrad der Polygone, jeweils in den Abstufungen *niedrig*, *mittel* und *hoch*. Der Glättungsparameter bestimmt die Größe eines Gaußschen Kernels und der Verfeinerungsgrad bestimmt die Auflösung des anschließenden *Marching Cubes*-Verfahrens. Zur Darstellung dünner Strukturen war es erforderlich den Verfeinerungsgrad auf *hoch* zu setzen, wodurch besonders für große Gefäße ein erheblicher Mehraufwand benötigter Dreiecke entstand. Bei ähnlicher Anzahl Dreiecken zur Beschreibung der Gefäßoberfläche liefert das eingesetzte Verfahren *RAMVAS* daher eine wesentlich detaillierter Darstellung dünner Gefäße durch Vermeidung unnötig feiner Abstastung großer Strukturen.

Ein Vergleich zwischen *RAMVAS* und *CS* bezüglich der Rechenzeit und der resultierenden Anzahl Dreiecke zeigt die nachfolgende Tabelle 8.5. Hierfür wurde der Glättungsparameter im Verzweigungsbereich auf *niedrig* gesetzt, was der am schnellsten zu berechnenden Parametereinstellung entspricht. Die Berechnungszeiten der Oberflächennetze sind mit Ausnahme des zerebralen Gefäßsystems GG im Falle von *RAMVAS* kürzer. In diesem Fall ist jedoch die Auflösung des *Marching Cubes*-Verfahrens zu gering, so dass *CS* deutliche Artefakte erzeugt. Die Fähigkeit der Adaption ermöglicht es *RAMVAS* in diesem Fall die Oberfläche dichter abzutasten und somit auch dünne Gefäße abzubilden. In Folge dessen steigt jedoch die Anzahl resultierender Dreiecke als auch die benötigte Rechenzeit.

Wu et al. [Wu 10] beschreiben ein Verfahren, bei dem auf der Oberfläche eine voranschreitende

Datensatz		<i>CS</i>	<i>RAMVAS</i>	
			(Q=1)	(Q=2)
LG	<i>Laufzeit</i>	14.070	2.177	8.080
5146 Segmente	<i>Dreiecke</i>	510.056	95.706	339.738
BG (Abb. 8.5)	<i>Laufzeit</i>	11.040	1.155	4.832
2580 Segmente	<i>Dreiecke</i>	261.664	49.418	221.168
GG (Abb. 8.5)	<i>Laufzeit</i>	2.048	1.716	4.756
3383 Segmente	<i>Dreiecke</i>	82.980	67.202	171.240

Tabelle 8.5: Laufzeiten zur Erzeugung der Oberflächennetze in [ms] und Anzahl der Dreiecke für *CS* [Oeltze 05] sowie *RAMVAS*, auf einer Intel Xeon CPU mit 4 Kernen @2.80GHz und 8GB RAM. (Tabelle aus [Kretschmer 12])

Front annähernd gleich große Dreiecke erzeugt, deren Größe ebenfalls an die Oberflächenkrümmung angepasst ist. Damit sind ihre resultierenden Oberflächennetze zur Simulation von Flüssigkeiten geeignet. Im Gegensatz dazu ist das *RAMVAS*-Verfahren durch den Octree auf rekursiv halbierte Kantenlängen beschränkt, wodurch die Dreiecksgröße nicht kontinuierlich angepasst werden. Allerdings kann der von Wu beschriebene Ansatz bei starken Änderungen der Oberflächenkrümmung fehlschlagen. Dies ist bei dünnen Strukturen, die in annähernd rechtem Winkel aus einem größeren Gefäß abzweigen der Fall wie beispielsweise den *Ae. renales*, dem *Truncus coeliacus* oder der *A. mesenterica superior*. Wenn die voranschreitende Front das abzweigende Gefäß mit großer Dreiecksgröße erreicht, kann es passieren, dass das abzweigende Gefäß vollständig verpasst wird. Im Gegensatz dazu ist *RAMVAS* ausdrücklich

³ MeVis Medical Solutions AG & Fraunhofer MEVIS; Bremen; www.mevislab.de

⁴ Auf *impliziten Oberflächen* basierende, nicht adaptive Erzeugung der Oberfläche.

in der Lage diese Konstellationen zu behandeln wie in Abbildung 8.6 im Verzweigungsbereich dargestellt ist. Durch das kleine abzweigende Gefäß wird die Auflösung des Octrees in diesem Bereich auf ein geeignetes Maß angepasst.

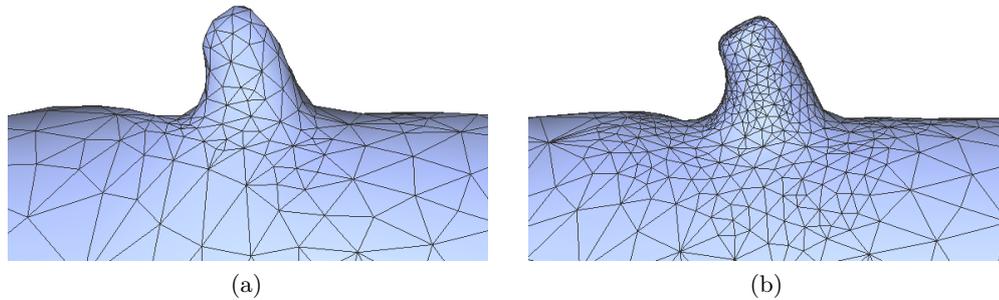


Abb. 8.6: Die Detailansichten zeigen ein dünnes abzweigendes Gefäßsegment (links $Q = 1$, rechts $Q = 2$). Das RAMVAS-Verfahren ist in der Lage selbst starke Radien- und Krümmungsänderungen korrekt zu behandeln. (Abbildung aus [Kretschmer 12])

8.4 Zusammenfassung

Bei der Evaluation der vorgestellten Verfahren wurde der Schwerpunkt auf klinische Routinedaten gelegt. Damit sind in vielen Daten teils sehr starke pathologische Veränderungen vaskulärer Strukturen enthalten, die eine vollautomatische Untersuchung erschweren. Darüber hinaus wurde die *anatomische Wissensbasis* für die Bestimmung der Gefäßlandmarken gezielt um Landmarken mit hoher räumlicher Variabilität erweitert, um die Grenzen des vorgestellten Verfahrens zu erkennen. Ein Vorteil der vorgestellten Architektur zur vollautomatischen Untersuchung des arteriellen Gefäßbaumes liegt in dem flexiblen, modularen Aufbau. So lassen sich beispielsweise die Algorithmen zur Segmentierung eines Gefäßabschnittes wie auch die Erzeugung einer Oberflächenbeschreibung ohne Weiteres durch andere Verfahren austauschen, die für eine spezielle Fragestellung eventuell besser geeignet sind.

Schlussbetrachtung

Der Untersuchung kardiovaskulärer Strukturen kommt durch den demographischen Wandel eine zunehmende Bedeutung zu, da Gefäßerkrankungen mit steigendem Alter stark zunehmen. Dabei spielen computergestützte Verfahren eine zentrale Rolle zur Bewältigung der zunehmenden Patientenzahl bei gleichzeitiger Verbesserung der Diagnosequalität. Eine präzise und reproduzierbare präoperative Planung ist unerlässlich. Der zentrale Grundstein hierfür liegt in einer vollautomatischen Erfassung der im Bildausschnitt enthaltenen anatomischen Strukturen und deren Segmentierung zur anschließenden Erkennung von pathologischen Veränderungen.

9.1 Zusammenfassung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit schlägt ein modellbasiertes Verfahren zur vollautomatischen Untersuchung der großen Arterien des gesamten Blutkreislaufs vor. Dabei wird aus patientenspezifischen geometrischen Modellen des Gefäßsystems eine anatomische Wissensbasis erzeugt, die neben geometrischen Beschreibungen einzelner Gefäßabschnitte eine Modellierung der Gefäßtopologie wie auch eine Relation zu dem anatomischen Kontext ermöglichen. Für die Modellierung der Gefäßtopologie werden im Bereich von Verzweigungen Gefäßlandmarken eingeführt, die eine Unterteilung des Gefäßbaumes in unverzweigte Abschnitte und eine Beschreibung der Topologie ermöglicht. Darüber hinaus bildet dieses Vorgehen die Grundlage zur präzisen Zerlegung und anatomischen Zuordnung des Gefäßsystems in anatomisch bedeutungsvolle Abschnitte. Diese Zerlegung ist an die klinischen Bezeichnungen angelehnt, so dass medizinischen Endnutzern eine intuitive Interaktion mit einem patientenspezifischen geometrischen Modell ermöglicht wird.

Die Analyse des aktuellen Forschungsstandes ergibt eine fehlende Verwendung von anatomischem Wissen zur Analyse des arteriellen Gefäßsystems. Die existierenden Arbeiten, die detailliertes anatomisches Wissen einsetzen beschränken sich dabei auf einen kleinen Ausschnitt des Gefäßsystems und bilden dadurch hoch spezialisierte Insellösungen. Die fehlende Kenntnis des anatomischen Kontextes hat auch zur Folge, dass eine Vielzahl von Verfahren zur Segmentierung des Gefäßsystems nur generelles oder aber sehr spezifisches und damit unflexibles Modellwissen einsetzen.

Ein wichtiger Fortschritt der vorliegenden Arbeit ist die enge Verknüpfung der Extraktionsverfahren mit anatomischem Hintergrundwissen. Damit verfügt das Segmentierungsverfahren zu jedem Zeitpunkt über detaillierte Informationen über die Geometrie des aktuell untersuchten Gefäßabschnittes. Diese Zusatzinformation über die erwartete Gefäßform und Verzweigungsbereiche ermöglicht die Koppelung der Segmentierungsverfahren mit gefäßspezifischen Modellinformationen wodurch eine erhöhte Robustheit erzielt wird. Darüber hinaus ermöglicht die geometrische Modellierung der Anatomie und deren Einsatz bei der Segmentierung eine präzise Zuordnung zwischen dem Segmentierungsergebnis und anatomischen Strukturen. Diese präzise Zuordnung zu anatomischen Strukturen bildet eine essentielle Grundlage für eine zukünftige, automatisierte Detektion pathologischer Veränderungen. Darüber hinaus ermöglicht sie eine intuitive Interaktion des Radiologen mit dem geometrischen Modell und eine detaillierte Unterstützung bei der Erstellung des Untersuchungsprotokolls.

Das vorgestellte Verfahren zur Detektion von Gefäßlandmarken setzt eine direkte Beschreibung der Anatomie ein. Somit ist ein Abgleich zwischen der erzeugten anatomischen Wissensbasis und verfügbarem klinischem Wissen direkt möglich. Im Gegensatz dazu bieten viele Lernverfahren kaum oder nur sehr eingeschränkte Möglichkeiten zur Validierung des trainierten Modells. Außerdem wird die Gefäßtopologie zwischen zu detektierenden Landmarken berücksichtigt und nicht lediglich der lokale Bildkontext betrachtet. Dieser Ansatz ist an das Vorgehen eines Radiologen angelehnt, der zur eindeutigen Unterscheidung anatomischer Strukturen ebenfalls den Verlauf des Gefäßes.

Ein weiterer Fortschritt dieser Arbeit liegt in der Visualisierung des geometrischen Gefäßmodells. Das beschriebene Verfahren ermöglicht eine präzise Erzeugung eines Oberflächennetzes von komplexen kardiovaskulären Strukturen. Der vorgestellte Ansatz ermöglicht eine flexible Anwendung für verschieden komplexe Beschreibungsformen der Geometrie von Blutgefäßen. So können von Mittellinien-Strukturen mit zugeordneten Radieninformationen bis hin zu Freiformkonturen unterschiedliche Beschreibungen verwendet werden. Das Verfahren garantiert ein wasserdichtes Oberflächennetz ohne Überschneidungen, wobei die adaptive Qualität über einen Güteparameter gesteuert werden kann.

9.2 Ausblick

Diese Arbeit legt die Grundlage für weitere Forschung im Bereich der vollautomatischen Segmentierung und Interpretation des arteriellen Gefäßsystems. Neben einer Überführung der Verfahren in die klinische Routine sind auch konkrete Fortführungen durch Auswertung der verfügbaren anatomischen Zuordnung denkbar. Wichtige Ergänzungen sind beispielsweise:

- Die Behandlung der großen Arterien des gesamten kardiovaskulären Systems erfordert eine sehr umfangreiche Trainingsdatenmenge. Für einige in dem vorgestellten Modell enthaltenen Gefäßabschnitte war die verfügbare Datenmenge nicht ausreichend um ein robustes Modell zu erzielen. Eine gezielte Erweiterung der Trainingsdatenmenge und Ausdehnung des Gefäßmodells auf die *Coronarien* wäre wünschenswert.
- Der Einfluss ethnischer Herkunft und Randbedingungen wie Alter und Geschlecht auf die Geometrie des Gefäßbaums wurde im Rahmen dieser Arbeit nicht behandelt. Der

Relevanz dieser Rahmenbedingungen auf vaskuläre Strukturen wurde im Rahmen dieser Arbeit nachgewiesen (siehe [Li 11]), jedoch für die Erzeugung der anatomischen Wissensbasis vernachlässigt. Eine Untersuchung wäre jedoch interessant, inwiefern angepasste Wissensbasen sich voneinander unterscheiden und die erzielbaren Ergebnisse beeinflussen.

- Eine automatische Auswertung der segmentierten Gefäßgeometrie zur Unterstützung und Vorbereitung der Diagnose ist wünschenswert. Die Grundlagen hierfür kann die erzeugte anatomische Wissensbasis bilden, indem Abweichungen zwischen extrahierter Gefäßgeometrie und der Wissensbasis detektiert werden. Diese Hinweise auf pathologische Veränderungen kann jedoch als alleinige Informationsquelle nicht ausreichen.
- Eine stärkere Einbindung der modellbasierten Gefäßextraktion an die anatomische Wissensbasis wäre wünschenswert, um damit die Robustheit des Segmentierungsverfahrens weiter zu erhöhen.
- Die Einsetzbarkeit des Verfahrens in der klinischen Praxis sollte durch eine umfangreiche klinische Studie nachgewiesen werden. Dabei sollten zwei Hauptgesichtspunkte betrachtet werden. Zum einen ist ein Vergleich der vollautomatisch erzeugten Gefäßsegmentierung mit aktuell verbreiteten semi-automatischen Verfahren relevant. Andererseits gilt es die Möglichkeiten auf den Arbeitsablauf der Diagnose genau zu betrachten, die sich aus einem vollautomatischen Segmentierungsverfahren ergeben. So ermöglicht die automatische Verfügbarkeit eines geometrischen Gefäßmodells mit detaillierten assoziierten anatomischen Informationen eine sehr intuitive Interaktion.

Die vorgestellten weiteren Arbeiten verfolgen das Ziel, die Qualität der automatischen Segmentierung zu erhöhen und den Arbeitsablauf des Radiologen bei der Befundung zu vereinfachen. Daneben bietet ein vollautomatisches Verfahren die Möglichkeit die erforderliche Interaktion zu minimieren und dabei gleichzeitig deutlich mehr assoziiertes Wissen über die dargestellten anatomischen Strukturen und deren Kontext zu erhalten. Die vorliegende Arbeit zeigt vielversprechende Möglichkeiten der vollautomatischen Gefäßanalyse auf und beschränkt sich dabei nicht auf einen kleinen Ausschnitt des arteriellen Gefäßsystems. Insbesondere die Modellierung der Anatomie und deren Einbeziehung in den Segmentierungsprozess bieten sehr interessante Ansatzpunkte um das Gebiet der Gefäßsegmentierung weiter zu erforschen.

A

Anhang

A.1 Test auf multivariate Normalverteilung

Die Annahme der multivariaten Normalverteilung wird an mehreren Stellen dieser Arbeit getroffen, so beispielsweise bei der Modellierung der anatomischen Wissensbasis. Zur Überprüfung der Normalverteilungs-Annahme existieren vielzählige Verfahren, deren Vor- und Nachteile beispielsweise von Henze [Henze 02] detailliert betrachtet werden. Im Rahmen dieser Arbeit wurde der von Mardia [Mardia 70] vorgeschlagene Test auf Grundlage der *multivariaten Schiefe* und der *multivariaten Wölbung*¹ eingesetzt, um die Modellannahme auf Grundlage der vorliegenden Daten nachzuprüfen.

Für eine n -elementige Stichprobe $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ mit $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$, wobei d die Dimensionalität eines Merkmalsvektors \mathbf{x} bezeichnet, wird die *multivariate Schiefe* berechnet durch

$$b_{n,d}^{(1)} = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n ((\mathbf{x}_i - \mu)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x}_j - \mu))^3. \quad (\text{A.1})$$

Hierbei bezeichnet Σ die Kovarianzmatrix der Stichprobe und μ deren Mittelwert. Zusätzlich wird die *multivariate Wölbung* durch

$$b_{n,d}^{(2)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((\mathbf{x}_i - \mu)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x}_i - \mu))^2 \quad (\text{A.2})$$

bestimmt. Mardia konnte zeigen, dass unter der Nullhypothese einer multivariaten Normalverteilung $\frac{n}{6} b_{n,d}^{(1)}$ angenähert χ^2 -verteilt mit $\frac{1}{6} d(d+1)(d+2)$ Freiheitsgraden und $b_{n,d}^{(2)}$ angenähert normalverteilt mit Mittelwert $d(d+2)$ und Varianz $\frac{8d(d+2)}{n}$ ist.

¹ griechisch *kyrtōsis*, das Krümmen bzw. Wölben

A.2 Modellierung der Gefäßtopologie

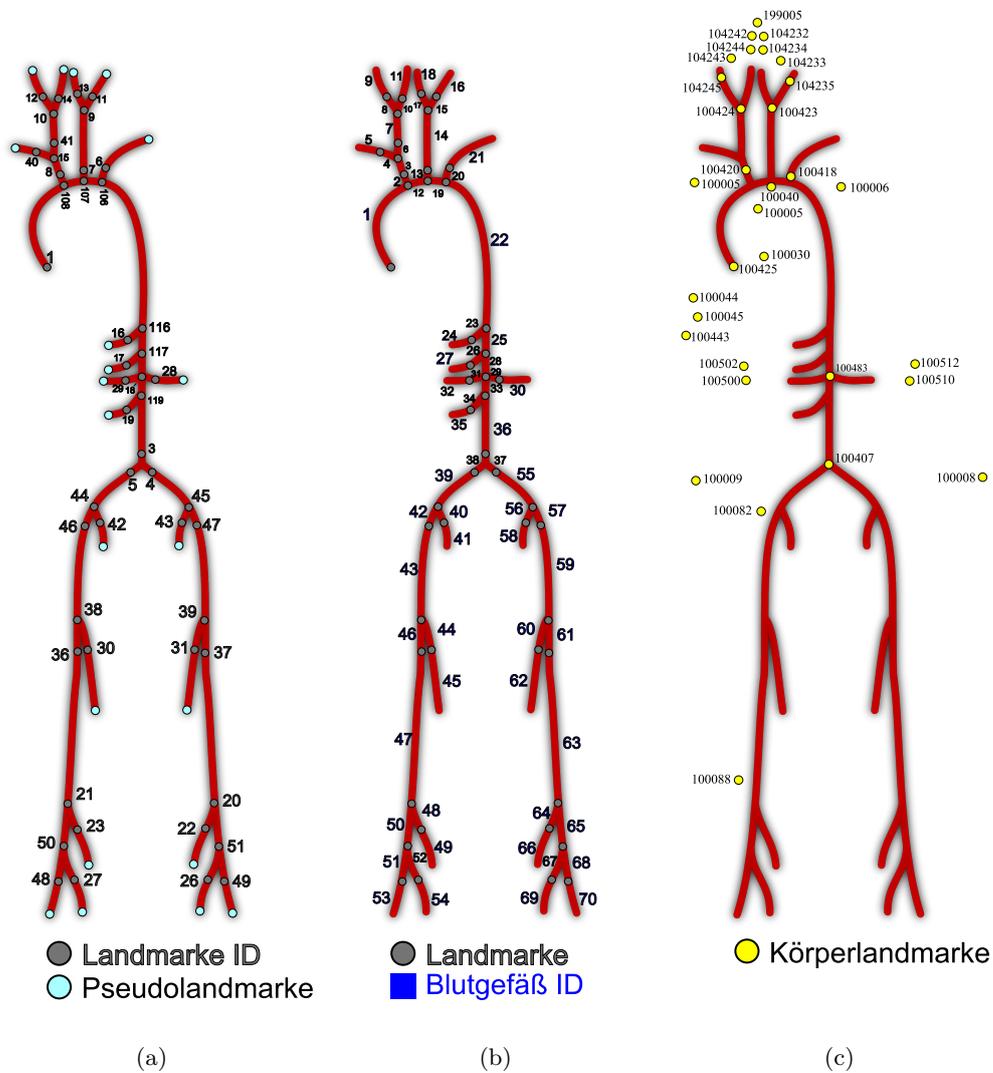


Abb. A.1: Die Topologie des Gefäßsystems wird mit Hilfe eines ungerichteten, azyklischen Graphen modelliert, der *Gefäßlandmarken* (Knoten; Abbildung (a)) und *unverzweigte Gefäßabschnitte* (Kanten; Abbildung (b)) enthält. Endposition von Gefäßabschnitte, die keine anatomische Entsprechung haben, werden durch eine *Pseudolandmarke* beschrieben. Abbildung (c) gibt einen Überblick überwiegend nichtvaskulärer *Körperlandmarken*, die zur Registrierung und Beschreibung des anatomischen Kontextes eingesetzt werden.

Tabelle A.1: Übersicht der arteriellen *Gefäßlandmarken* und den zugehörigen anatomischen Bezeichnungen. Siehe Abbildung A.1a.

ID	Bezeichnung	$V_{a_k}^+$
Collum		
11	<i>A. carotis interna sinistra</i>	15, 16
13	<i>A. carotis externa sinistra</i>	17, 18
9	<i>A. carotis sinus sinistra</i>	14, 15, 17
12	<i>A. carotis interna dextra</i>	8, 9
14	<i>A. carotis externa dextra</i>	10, 11
10	<i>A. carotis sinus dextra</i>	7, 8, 10
Thorax		
6	<i>A. subclavia sinistra</i>	20, 21
106	<i>Aorta - A. subclavia sinistra</i>	19, 20, 22
7	<i>A. carotis communis sinistra proximal</i>	13, 14
107	<i>Aorta - A. carotis communis sinistra</i>	12, 13, 19
41	<i>A. carotis communis dextra proximal</i>	6, 7
40	<i>A. subclavia dextra</i>	4, 5
15	<i>Truncus brachiocephalicus distal</i>	3, 4, 6
8	<i>Truncus brachiocephalicus proximal</i>	2, 3
108	<i>Aorta - Truncus brachiocephalicus</i>	1, 2, 12
1	<i>Valva aortae</i>	1
Abdomen		
19	<i>A. mesenterica inferior</i>	34, 35
119	<i>Aorta - A. mesenterica inferior</i>	33, 34, 36
28	<i>A. renalis sinistra</i>	29, 30
18	<i>A. renalis</i>	28, 29, 31, 33
29	<i>A. renalis dextra</i>	31, 32
17	<i>A. mesenterica superior</i>	26, 27
117	<i>Aorta - A. mesenterica superior</i>	25, 26, 28
16	<i>Truncus coeliacus</i>	23, 24
116	<i>Aorta - Truncus coeliacus</i>	22, 23, 25
Pelvis		
47	<i>A. iliaca externa sinistra proximal</i>	57, 59
43	<i>A. iliaca interna sinistra</i>	56, 58
45	<i>A. iliaca communis sinistra distal</i>	55, 56, 57
46	<i>A. iliaca externa dextra proximal</i>	42, 43
42	<i>A. iliaca interna dextra</i>	40, 41
44	<i>A. iliaca communis dextra distal</i>	39, 40, 42
4	<i>A. iliaca communis sinistra proximal</i>	37, 55
5	<i>A. iliaca communis dextra proximal</i>	38, 39
3	<i>Bifurcatio aortae</i>	36, 37, 38
Femur		
31	<i>A. profunda femoris sinistra</i>	60, 62
37	<i>A. femoralis sinistra proximal</i>	61, 63
39	<i>A. iliaca externa sinistra distal</i>	59, 60, 61
30	<i>A. profunda femoris dextra</i>	44, 45
36	<i>A. femoralis dextra proximal</i>	45, 46, 47
38	<i>A. iliaca externa dextra distal</i>	43, 44, 46
Crus		
49	<i>A. tibialis posterior sinistra</i>	68, 70
26	<i>A. fibularis sinistra</i>	67, 69
48	<i>A. tibialis posterior dextra</i>	51, 53
27	<i>A. fibularis dextra</i>	52, 54
20	<i>A. poplitea sinistra distal</i>	63, 64, 65
22	<i>A. tibialis anterior sinistra</i>	64, 66
51	<i>Truncus tibiofibularis sinistra</i>	65, 67, 68
21	<i>A. poplitea dextra distal</i>	47, 48, 50
23	<i>A. tibialis anterior dextra</i>	48, 49
50	<i>Truncus tibiofibularis dextra</i>	50, 51, 52

Tabelle A.2: Übersicht der arteriellen *Gefäßabschnitte* und den zugehörigen anatomischen Bezeichnungen. Siehe Abbildung A.1b.

ID	LM A	LM B	Gefäßbezeichnung	ID	LM A	LM B	Gefäßbezeichnung
Collum							
7	41	10	<i>A. carotis communis dextra</i>	25	116	117	<i>Aorta abdominalis</i>
8	10	12	<i>Sinus carotis dextra ↔ A. carotis interna dextra</i>	26	117	17	<i>Aorta ↔ A. mesenterica superior</i>
9	12	–	<i>A. carotis interna dextra</i>	27	17	–	<i>A. mesenterica superior</i>
10	10	14	<i>Sinus carotis dextra ↔ A. carotis externa dextra</i>	28	117	18	<i>Aorta abdominalis</i>
11	14	–	<i>A. carotis externa dextra</i>	29	18	28	<i>Aorta ↔ A. renalis sinistra</i>
12	108	107	<i>Arcus aortae</i>	30	28	–	<i>A. renalis sinistra</i>
13	107	7	<i>Aorta ↔ A. carotis communis sinistra</i>	31	18	29	<i>Aorta ↔ A. renalis dextra</i>
14	7	9	<i>A. carotis communis sinistra</i>	32	29	–	<i>A. renalis dextra</i>
15	9	11	<i>Sinus carotis sinistra ↔ A. carotis interna sinistra</i>	33	18	119	<i>Aorta abdominalis</i>
16	11	–	<i>A. carotis interna dextra</i>	34	119	19	<i>Aorta ↔ A. mesenterica inferior</i>
17	9	13	<i>Sinus carotis sinistra ↔ A. carotis externa sinistra</i>	35	19	–	<i>A. mesenterica inferior</i>
18	13	–	<i>A. carotis externa sinistra</i>	36	119	3	<i>Aorta abdominalis</i>
Thorax							
1	1	108	<i>Aorta ascendens</i>	Pelvis			
2	108	8	<i>Aorta ↔ Truncus brachiocephalicus</i>	37	3	4	<i>Bifurcatio aortae ↔ A. iliaca communis sinistra</i>
3	8	15	<i>Truncus brachiocephalicus</i>	38	3	5	<i>Bifurcatio aortae ↔ A. iliaca communis dextra</i>
4	15	40	<i>Truncus brachiocephalicus ↔ A. subclavia dextra</i>	39	5	44	<i>A. iliaca communis dextra</i>
5	40	–	<i>A. subclavia dextra</i>	40	44	42	<i>A. iliaca communis dextra ↔ A. iliaca interna dextra</i>
6	15	41	<i>Truncus brachiocephalicus ↔ A. carotis communis dextra</i>	41	42	–	<i>A. iliaca interna dextra</i>
19	107	106	<i>Arcus aortae</i>	42	44	46	<i>A. iliaca communis dextra ↔ A. iliaca externa dextra</i>
20	106	6	<i>Aorta ↔ A. subclavia sinistra</i>	43	46	38	<i>A. iliaca externa dextra</i>
21	6	–	<i>A. subclavia sinistra</i>	44	45	45	<i>A. iliaca communis sinistra</i>
22	106	116	<i>Aorta thoracica</i>	45	45	43	<i>A. iliaca communis sinistra ↔ A. iliaca interna sinistra</i>
23	116	16	<i>Aorta ↔ Truncus coeliacus</i>	46	45	47	<i>A. iliaca communis sinistra ↔ A. iliaca externa sinistra</i>
24	16	–	<i>Truncus coeliacus</i>	47	43	–	<i>A. iliaca interna sinistra</i>
Abdomen							
Femur							
				44	38	30	<i>A. femoris dextra ↔ A. profunda femoris dextra</i>
				45	30	–	<i>A. profunda femoris dextra</i>
				46	38	36	<i>A. femoris dextra ↔ A. femoralis dextra</i>

ID	LM		Gefäßbezeichnung
	A	B	
47	36	21	<i>A. poplitea dextra</i>
60	39	31	<i>A. femoris sinistra</i> ↔ <i>A. profunda femoris sinistra</i>
61	39	37	<i>A. femoris sinistra</i> ↔ <i>A. femoralis sinistra</i>
62	31	–	<i>A. profunda femoris sinistra</i>
63	37	20	<i>A. poplitea sinistra</i>

Tabelle A.3: Übersicht der *Körperlandmarken* und den zugehörigen anatomischen Bezeichnungen. Diese Landmarken sind kein direkter Bestandteil des Gefäßmodells, sondern werden lediglich zur Registrierung und Berücksichtigung des anatomischen Kontextes eingesetzt. Siehe Abbildung A.1c.

Crus				ID	Landmarkenbezeichnung
				Collum	
48	21	23	<i>A. poplitea dextra</i> ↔ <i>A. tibialis posterior dextra</i>	104232	Left Intracranial
49	23	–	<i>A. tibialis posterior dextra</i>	104233	Left Vertebralis Artery
50	21	50	<i>A. poplitea dextra</i> ↔ <i>Truncus tibiofibularis dextra</i>	104234	Left Carotid Enter Skull
51	50	48	<i>Truncus tibiofibularis dextra</i> ↔ <i>A. tibialis posterior dextra</i>	104235	Left Carotid most frontal
52	50	27	<i>Truncus tibiofibularis dextra</i> ↔ <i>A. fibularis dextra</i>	104242	Right Intracranial
53	48	–	<i>A. fibularis dextra</i>	104243	Right Vertebralis Artery
54	27	–	<i>A. tibialis posterior dextra</i>	104244	Right Carotid Enter Skull
64	20	22	<i>A. poplitea sinistra</i> ↔ <i>A. tibialis posterior sinistra</i>	104245	Right Carotid most frontal
65	20	51	<i>A. poplitea sinistra</i> ↔ <i>Truncus tibiofibularis sinistra</i>	199005	Head bone pseudo slice
66	22	–	<i>A. tibialis posterior sinistra</i>	100423	Left carotid artery bifurcation
67	51	26	<i>Truncus tibiofibularis sinistra</i> ↔ <i>A. fibularis sinistra</i>	100424	Right carotid artery bifurcation
68	51	49	<i>Truncus tibiofibularis sinistra</i> ↔ <i>A. tibialis posterior sinistra</i>	Thorax	
69	26	–	<i>A. tibialis posterior sinistra</i>	100005	Bronchial Bifurcation
70	49	–	<i>A. fibularis sinistra</i>	100006	Lung Begin Top Left
				100007	Lung Begin Top Right
				100030	Sternum Tip Bottom
				100040	Aorta Bend
				100418	Aorta: left subcalvian artery left bifurcation
				100420	Aorta: brachiocephalic truck and left common carotid artery bifurcation
				100425	Ascending aorta: root
				100461	aorta arch proximal
				Abdomen	
				100044	Liver Top Dome
				100045	Liver Center Z
				100483	renal middle in vessel
				100486	renal center shortestPath
				100500	right kidney: hilum
				100502	right kidney: top point
				100510	left kidney: hilum
				100512	left kidney: top point
				100407	abdominal aorta: comon iliac artery left and right

ID	Landmarkenbezeichnung
-----------	------------------------------

100443	liver: lowest point of the right liver lobe
--------	--

Pelvis

100008	HipBoneCorner Front Left
100009	HipBoneCorner Front Right

Femur

100082	Femur Head Right center
--------	-------------------------

Crus

100088	KneeRight
--------	-----------

Um das Lesen der Arbeit für den medizinischen Laien zu vereinfachen, werden im Folgenden die wichtigsten in der Arbeit verwendeten medizinischen Fachbegriffe erläutert. Bei Begriffen mit mehreren oder sehr allgemeinen Bedeutungen, wird jeweils die im Kontext der Arbeit relevante Bedeutung angegeben.

Glossar medizinischer Fachbegriffe

Lagebezeichnungen

anterior - posterior vorne - hinten

z. B. *A. tibiales anterior* - *A. tibiales posterior*

medial - lateral Am Rumpf: Zur Körpermitte gelegen - zur Körperseite gelegen

proximal - distal Bei Gliedmaßen: Zur Körpermitte hin gelegen - von der Körpermitte entfernt gelegen

sinister - dexter links - rechts

z. B. *A. carotis communis sinistra* - *A. carotis communis dextra*

superior - inferior oben - unten

z. B. *A. mesenterica superior* - *A. mesenterica inferior*

tibialis - fibularis in Richtung des Schienbein - in Richtung des Wadenbein gelegen

z. B. *A. tibialis anterior* - *A. fibularis*

ventral - dorsal an der Bauchseite gelegen - am Rücken gelegen

Körperbereiche

abdomen der Bauch; Bereich des Rumpfes zwischen Brustkorb und Becken

caput der Kopf

crus der Unterschenkel

femur der Oberschenkel

pelvis der Bereich des Beckens

Runoff Darstellung der unteren Extremitäten

thorax der Brustkorb

truncus der Körperrumpf

Arterielle Blutgefäße

A. carotis communis Gemeinsame Kopfschlagader. Entspringt linksseitig aus *Arcus Aortae* und rechtsseitig aus *Truncus brachiocephalicus*.

A. carotis externa Äußere Halsschlagader. Entspringt aus der *A. carotis communis* und versorgt den Schädel und die Halsorganen mit Blut

A. carotis interna Innere Halsschlagader. Entspringt aus der *A. carotis communis* und versorgt das Gehirn mit Blut

A. femoralis Oberschenkelarterie. Fortsetzung der *A. iliaca externa*, stellt die Blutversorgung des Beins sicher.

A. fibularis Wadenbeinarterie. Entspringt aus der *A. tibialis posterior* und ist Teil der Blutversorgung der Unterschenkelmuskulatur.

A. iliaca communis Gemeinsame Beckenarterie. Beidseitig abzweigender Hauptast am Ende der *Aorta descendens*.

A. iliaca externa Äußere Beckenarterie. Fortsetzung der *Aorta*, stellt die Blutversorgung des Beins sicher.

A. iliaca interna Innere Beckenarterie. Stellt die Blutversorgung der Organe des Beckens sicher.

- A. mesenterica inferior** Untere Eingeweidearterie. Entspringt zwischen den *Ae. renalis* und der *Bifurcatio aortae* unpaar aus der *Aorta descendens* und stellt die Blutversorgung des Dickdarms und des Rectums sicher.
- A. mesenterica superior** Obere Eingeweidearterie. Entspringt zwischen *Truncus coeliacus* und den *Ae. renalis* unpaar aus der *Aorta descendens* und stellt die Blutversorgung des Darms sicher.
- A. poplitea** Kniekehlenarterie. Fortsetzung der *A. poplitea*, stellt die Blutversorgung des Unterschenkels sicher.
- A. profunda femoris** Tiefe Oberschenkelarterie. Entspringt aus der *A. femoralis*, stellt die Blutversorgung der Oberschenkelmuskulatur sicher.
- A. renalis** Nierenarterie. Entspringt zwischen der *A. mesenterica superior* und der *A. mesenterica inferior* beidseitig aus der *Aorta descendens* und stellt die Blutversorgung der Nieren sicher.
- A. subclavia** Unterschlüsselbeinarterie (lat. *Clavicula* = Schlüsselbein). Entspringt linksseitig aus *Arcus aortae* und rechtsseitig aus *Truncus brachiocephalicus* und stellt die Blutversorgung des Armes sicher.
- A. tibialis anterior** Vordere Schienbeinarterie. Einer der beiden Hauptäste der *A. poplitea*, stellt die Blutversorgung des Schienbeins und des Fußrückens sicher.
- A. tibialis posterior** Hintere Schienbeinarterie. Einer der beiden Hauptäste der *A. poplitea*, ist Teil der Blutversorgung der Wadenmuskulatur.
- Aorta ascendens** Aufsteigende Aorta. Geradlinig verlaufender Abschnitt der *Aorta* zwischen dem Herzen und *Arcus aortae*.
- Aorta descendens** Absteigende Aorta. Geradlinig verlaufender Abschnitt der *Aorta* zwischen dem *Arcus aortae* und der *Bifurcatio aortae*.
- Aorta** Hauptschlagader. Die größte Arterie des Körpers, die direkt aus dem Herzen entspringt und bis in den Beckenbereich verläuft.
- Arcus aortae** Aortenbogen. Gekrümmtes Verbindungsstück der Aorta zwischen *A. ascendens* und *A. descendens*. Die Versorgungsgefäße des Kopfes und der Arme entspringen in diesem Bereich.
- Arteriae coronariae** Koronararterien. Entspringen aus einer Einbuchtung der *aorta* direkt oberhalb der *Valva aortae*.
- Bifurcatio aortae** Aortenverzweigung. Aufteilung der *Aorta descendens* in die *Ae. iliaca communis*.
- Truncus brachiocephalicus** Arm-Kopf-Gefäßstamm. Entspringt rechtsseitig aus dem *Arcus aortae*.
- Truncus coeliacus** Bauchhöhlenstamm. Entspringt als oberster unpaarer Stamm der *Aorta descendens* und stellt die Blutversorgung unter anderem von Magen und Leber sicher.
- Valva aortae** Aortenklappe. Liegt direkt am Ursprung der Aorta zum Herzen und verhindert ein Rückfluss des Blutes.

Medizinische Fachbegriffe

- Arteria** Vom Herzen wegführendes Blutgefäß, das nährstoff- und sauerstoffreiches Blut im Körper verteilt. Eine Ausnahme bilden die Arterien des Lungenkreislaufs, die sauerstoffarmes Blut enthalten
- Tunica adventitia** Äußerste Schicht der Gefäßwand; Verankerung in umgebenden anatomischen Strukturen.
- Tunica intima** Innerste Schicht der Gefäßwand; in unmittelbarem Kontakt mit dem Blut.

- Tunica media** Mittlere Schicht der Gefäßwand; stärkste Schicht, die maßgeblich für die Stabilität und den Durchmesser verantwortlich ist.
- Vena** (V.) Zum Herzen hinführendes Blutgefäße, das nährstoff- und sauerstoffarmes Blut enthält.
- Arteriosklerose** Erkrankung der *Arterien*, die zu Ablagerungen innerhalb der Gefäßwände führt. Die meist herdförmigen Veränderungen der Gefäßwand werden als Plaques bezeichnet.
- Bypass** Operativ hergestellte Überbrückung eines Hindernisses wie z.B. Stenosen in Herzkranzgefäßen.
- Herz-Kreislaufkrankungen** Häufigste Todesursache in den Industrienationen. Siehe Koronare Herzkrankheit, Arteriosklerose.
- Herzinfarkt** Myokardinfarkt. Lebensbedrohliches Absterben von Teilen des Herzmuskels in Folge einer Durchblutungsstörung der Herzkranzgefäße. Meist durch eine Thrombose oder Arteriosklerose verursacht.
- Katheteruntersuchung** Minimal-invasive Untersuchungs- und Behandlungsmöglichkeit. Über Einstichstellen an der Leiste oder dem Arm wird ein dünnes Schlauchsystem in den Blutkreislauf eingeführt und beispielsweise Stenosen geöffnet (Ballondilatation) oder Stents platziert. Wird häufig für bei Herzkranzgefäßen durchgeführt.
- Koronare Herzkrankheit** (KHK) Erkrankung der Herzkranzgefäße,. Wird meist durch Arteriosklerose verursacht.
- Landmarke** Eine Landmarke beschreibt eine präzise definierbare Position im menschlichen Körper.
- Plaques** Ablagerungen (meist Blutfette, Thromben, Bindegewebe und Kalk) in der Gefäßwand. Siehe Arteriosklerose.
- Schlaganfall** Plötzlich Auftretende Erkrankung des Gehirns durch eine Störung der Blutversorgung des Gehirns. Meist Folge einer Unterversorgung des Gehirns oder durch Einblutung in das Gehirn.
- Stenose** Verengung von Blutgefäßen, wodurch die Durchblutung des Versorgungsbereichs beeinträchtigt oder unterbrochen wird. Meist durch Arteriosklerose verursacht.
- Stent** Medizinisches Implantat, meist als Gittergerüst in Röhrenform, das in Gefäße eingebracht wird um einen (Wieder-)Verschluss eines Gefäßes zu verhindern. Siehe Stenose, Katheter.
- Thrombose** Gefäßerkrankung, die durch ein Blutgerinnsel (Thrombus) verursacht wird. Der Thrombus kann das Blutgefäß an der Entstehungsstelle verstopfen, oder sich lösen und im Blutkreislauf mitgeschleppt werden, was als Embolie bezeichnet wird.

Allgemeine Fachbegriffe

- Topologie** Struktur bzw. Ordnung einer Grundgesamtheit.

Verzeichnis verwendeter Symbole

Allgemeine Symbole

- π Die Kreiszahl.
- \mathbf{E}_n Einheitsmatrix der Größe $n \times n$.
- \mathbf{e} Einheitsvektor
- \mathbf{x} Darstellung eines Vektors als \mathbf{x} . Schreibweise eines Skalars x
- e Die eulersche Zahl, Basis des natürlichen Logarithmus und der Exponentialfunktion.
- \ln Der natürliche Logarithmus.

Kapitel 2: Grundlagen

- E_{kin} Kinetische Energie.
- J Strahlintensität eines Nadelstrahls. Die Intensität bei Emission wird mit I_0 bezeichnet
- $P_{\Theta}(\omega)$ Radontransformierte
- U_B Beschleunigungsspannung zwischen Anode und Kathode einer Röntgenröhre. Beeinflusst das Energieniveau der erzeugten Röntgenstrahlung.
- Z_r Bezeichnung einer Schicht Z an Position r entlang der Z -Achse.
- $\mathcal{F}(u,v)$ 2-dimensionale Fourier-Transformierte
- Θ Drehwinkel
- λ Wellenlänge
- μ Materialspezifischer Schwächungskoeffizient. $\mu(x,y)$ bezeichnet den Schwächungskoeffizient als Funktion des Ortes.
- c Lichtgeschwindigkeit in Vakuum. $c = 2,998 \cdot \frac{m}{s}$
- $f(x,y)$ 2-dimensionale Bildfunktion
- h Das *Plancksche Wirkungsquantum* mit der Einheit Energie mal Zeit. $h = 6,626 \cdot 10^{-34} J s$
- $mmHg$ *Millimeter Quecksilbersäule*, statischer Druck einer 1mm hohen Quecksilbersäule zur Angabe des Blutdrucks.
- $p(\Theta,s)$ Linienintegral unter Winkel Θ und Abstand s zum Drehmittelpunkt.
- s Abstand vom Drehmittelpunkt
- v Geschwindigkeit in $[\frac{m}{s}]$.

Kapitel 3: Stand der Forschung

- $C(s)$ Raumkurve
- D Dimensionalität des betrachteten Raumes. Für CT-Bilder gilt meist $D = 3$
- $E(C)$ Energie einer Raumkurve C bei *deformierbaren Modellen*. $E_{ex}(C)$ bezeichnet die externe und $E_L(C)$, $E_K(C)$ die internen Energien
- F_K, F_E Fehlermaße zur Bewertung des Fehlers bei Beschreibung eines Gefäßquerschnitts als Kreis (F_K) oder als Ellipse (F_E).
- $G(\boldsymbol{\mu}, \sigma)$ *Gauß-Funktion* mit Mittelwert $\boldsymbol{\mu}$ und Standardabweichung σ
- $H(\mathbf{x})$ *Hesse-Matrix*, enthält die zweiten partiellen Ableitungen der *Bildintensitätsfunktion* an Position \mathbf{x} .
- $I : \Omega \subset \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$ *Bildintensitätsfunktion*, für Binärbilder $I_B : \Omega \subset \mathbb{R}^n \mapsto \{0; 1\}$
- $I_x(\mathbf{x})$ Richtungsableitung in x -Richtung der *Bildintensitätsfunktion* I an Position \mathbf{x} . $I_y(\mathbf{x})$ und $I_z(\mathbf{x})$ analog.
- $I_{xy}(\mathbf{x})$ Zweite Richtungsableitung der *Bildintensitätsfunktion* I an Position \mathbf{x} , erst in x -Richtung, anschließend in y -Richtung.
- $P(\mathbf{x})$ Potential an Position \mathbf{x}
- $S(\mathbf{x}, \beta)$ *Superellipsoid* an Position \mathbf{x} mit Freiheitsgraden β
- $ST(\mathbf{x})$ *Strukturtensor* des Bildes an Position \mathbf{x} .

- $U_{\mathbf{x}_0}(\mathbf{x})$ Minimale Kostenkarte zu Punkt \mathbf{x} ausgehend von Startpunkt \mathbf{x}_0
 Ω Definitionsbereich eines Bildes I
 $\frac{\delta}{\delta \mathbf{x}}$ Differentialoperator
 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ Eigenwerte der *Hesse-Matrix*, wobei $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$
 $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle$ Skalarprodukt der Vektoren \mathbf{x} und \mathbf{y} .
 $\mathcal{V}_S(\mathbf{x}, \sigma), \mathcal{V}_L(\mathbf{x}, \sigma), \mathcal{V}_F(\mathbf{x}, \sigma)$ Gefäß-Ähnlichkeitsfilter von Sato, Lorenz und Frangi an Position \mathbf{x} unter der Annahme eines Gefäßradius von σ .
 $\nabla I(\mathbf{x})$ Gradient der *Bildintensitätsfunktion* I an Position \mathbf{x} .
 ω Gewichte, z. B. $\omega_1, \omega_2, \omega_L, \omega_K, \dots$
 $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3$ Korrespondierende Eigenvektoren zu den Eigenwerten $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$
 r Radius

Kapitel 4: Geometrisches / Topologisches Gefäßmodell

- D_c *Manhattan-Distanz* zwischen zwei Gitterpunkten.
 $\bar{\mathbf{x}}$ Mittelpunkt einer Punktmenge oder eines Ellipsoiden
 ϕ_1, ϕ_2, ϕ_3 Hauptachsen eines Ellipsoiden; Eigenvektore bei der *Hauptkomponentenanalyse* $\mathbf{n}(\mathbf{co}(\mathbf{cl}(e_l, t)))$ Normalenvektor einer Kontur \mathbf{co} der Gefäßmittellinie \mathbf{cl} .
 $G = (V, E)$ Graph G , bestehend aus Knoten V und Kanten $E \subset V \times V$.
 $\tilde{V} = V \cup \{\mathbf{Pseudolandmarken}\} \cup \{\mathbf{Körperlandmarken}\}$ Landmarken eines geometrischen Modells. Bestehend aus *vaskulären Landmarken* V , *Pseudolandmarken* zum Abschluß offener Gefäßabschnitte und *Körperlandmarken* zur Beschreibung des anatomischen Kontextes.
 V Knoten V des *topologischen Modells*, entsprechen den *vaskulären Landmarken*.
 $E = \{e_l\}$ Kanten E des *topologischen Modells*, entsprechen unverzweigten Gefäßabschnitten.
 $\mathbf{cl}(e_l) = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m\}$ Gefäßmittellinie zu Gefäßabschnitt e_l , abgetastet an äquidistanten Positionen. Der Mittellinienpunkt von Gefäßabschnitt l an Position t wird mit $\mathbf{cl}(e_l, t)$ bezeichnet.
 $\mathbf{co}(e_l) = \{\{\mathbf{co}_1^1, \dots, \mathbf{co}_h^1\}, \dots, \{\mathbf{co}_1^m, \dots, \mathbf{co}_h^m\}\}$ Gefäßkonturen eines unverzweigten Gefäßabschnitts e_l . Jedem Punkt der Gefäßmittellinie $\mathbf{cl}(e_l, t)$ ist an Position t eine orthogonal zur Gefäßmittellinie orientierte planare Beschreibung der Gefäßwand $\mathbf{co}(e_l, t) = \{\mathbf{co}_1^t, \dots, \mathbf{co}_h^t\}$ zugeordnet.
 $k(\mathbf{cl}(e_l), t)$ Krümmung der Gefäßmittellinie $\mathbf{cl}(e_l)$ an Position t .
 $a(\mathbf{x}_w)$ Fläche der Gefäßkontur um den Gefäßmittellinienpunkt \mathbf{x}_w .
 $d_{max}(\mathbf{x}_w)$ Maximaler Gefäßradius der Gefäßkontur um den Mittellinienpunkt \mathbf{x}_w . Analog dazu der mittlere $\bar{d}(\mathbf{x}_w)$ beziehungsweise minimale Durchmesser $d_{min}(\mathbf{x}_w)$

Kapitel 5: Anatomische Wissensbasis

- BC *Bhattacharyyakoeffizient*
 $D_B(r, s)$ *Bhattacharyyadistanz* zweier Verteilungen.
 $D_M(\mathbf{p}) = \sqrt{(\mathbf{v}_k - \bar{\mathbf{v}}_k)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{v}_k - \bar{\mathbf{v}}_k)}$ *Mahalanobis-Distanz* eines Punktes $\mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^n$ einer multivariaten Variable von Punkt $\bar{\mathbf{v}}_k$ bezüglich der *Kovarianz-Matrix* Σ .
 $D_M(\mathbf{v}_k) = \sqrt{(\mathbf{v}_k - \bar{\mathbf{v}}_k)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{v}_k - \bar{\mathbf{v}}_k)}$ *Mahalanobis-Distanz* eines Punktes $\mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^n$ einer multivariaten Variable von Punkt $\bar{\mathbf{v}}_k$ bezüglich der *Kovarianz-Matrix* Σ .
 U *Radiale Basisfunktion*
 $\Gamma\left(\frac{d}{2}, \frac{\mathbf{x}^2}{2}\right)$ *Regularisierte Gammafunktion*
 $\bar{\mathbf{x}}$ Schwerpunkt, Mittelwert einer Verteilung.
 χ_d d -dimensionale χ -Verteilung.
 $\text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X})$ *Kovarianzmatrix* einer Stichprobe \mathbf{X} .

- $\det \mathbf{X}$ *Determinante* der Matrix \mathbf{X} .
 λ Gewichtungsfaktor bei Abschwächung der Interpolationsbedingung. $\lambda \rightarrow 0 \Rightarrow$ rigide;
 $\lambda \rightarrow \infty \Rightarrow$ Interpolation.
 $\mathcal{N}(\mu, \text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X}))$ *Multivariate Normalverteilung* mit Mittelwert μ und *Kovarianzmatrix*
 $\text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{X})$.
 ω_i Gewichte der *radialen Basisfunktionen* im nichtlinearen Anteil der Transformations-
funktion u .
 ϕ *Monom*.
 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m\} \subseteq \mathbb{R}^n$ m -Elementige Stichprobe einer \mathbb{R}^n -dimensionalen Verteilung. \mathbf{x}^i
bezeichnet die i -te Komponente.
 \mathbf{X}^T Transponierte des Vektors \mathbf{x} .
 a_ν Parameter des polynomiellen Anteils der Transformationfunktion u .
 $u: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^d$ Transformationsfunktion, die eine Abbildungsbedingung von Quellpunkten
 \mathbf{p}_i auf Zielpunkte \mathbf{q}_i erfüllt.

Kapitel 6: Landmarkendetektion

- C *Clique* eines Graphen, entspricht einem vollständig verbundenen Teilgraphen.
 $G_M = (V, \tilde{E})$ *Markow-Netzwerk* mit Knoten $v \in V$ (entsprechen Landmarken) und Kanten
 $e \in \tilde{E}$ (erweiterte Kantenmenge im Vergleich zu dem *topologischen Modell*).
 $\mathcal{L} = \{l_1, \dots, l_M\}$ Menge von *Bezeichnern*.
 \mathcal{N}_i Nachbarschaftssystem eines Knotens v_i .
 x Einzelne Zufallsvariable, repräsentiert durch einen Knoten des *Markow-Netzwerks*.
 X Menge von Zufallsvariablen, repräsentiert durch Knoten des *Markow-Netzwerks*.
 Z Normalisierungskonstante, kann an jedem beliebigen Knoten bestimmt werden.
 f Zuordnung, die jedem *Bildmerkmal* einen *Bezeichner* zuordnet.
 $s \in \mathcal{S} = \{1, \dots, m\}$ *Bildmerkmal*, das einen Punkt im Bild mit definierter Eigenschaft
bezeichnet.
 $\mu_c(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ *Verbundenheit* zweier Voxel bei der *Fuzzy Connectedness*.
 $\mu_{x \rightarrow f}(x)$ Nachricht von Zufallsvariable x an den *Faktorknoten* f .
 $\mu_{f \rightarrow x}(x)$ Nachricht eines *Faktorknoten* f an die Zufallsvariable x .
 $\psi_C(X_C)$ *Potentialfunktionen* einer *Clique* C .
 $\rho(x)$ Wahrscheinlichkeitsverteilung der Zufallsvariablen x .

Kapitel 7: Analyse des Gefäßmodells

- B_i Achsenparalleler Quader minimaler Größe, der das Segment S_i vollständig umschließt.
 $F(\mathbf{x}): \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ *Globale Indikatorfunktion*, Vereinigung aller f_i .
 O Zelle des *Octree*.
 Q Güteparameter zur Einhaltung der Zellgrößenbedingung.
 S Segment des Gefäßmodells, bestehend aus einem Paar aufeinanderfolgender Konturen.
 $\text{TPS}(\mathbf{x}): \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$ *Thin plate-spline-Transformation* zur Abbildung eines Segmentes S
aus dem Weltkoordinatensystem in den normalisierten Raum.
 $d(\mathbf{x}): \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ *Vorzeichenbehaftete Distanzfunktion*.
 $f(\mathbf{x}): \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ *Monotone Distanzfunktion*, erfüllt abgeschwächte Distanzbedingung.

Verzeichnis verwendeter Abkürzungen

AAM

Active Appearance Model, aktives Erscheinungsmodell.

ACM

Active Contour Model, auch *Snakes* genannt. Segmentierungsverfahren basierend auf Energieminimierung.

ASM

Active Shape Mode, aktives Formmodell.

CPR

Curved Planar Reformation. Gekrümmte planare Reformatierung

CT

Computertomographie

CTA

Computertomographische Angiographie; Computertomographie unter Verwendung von Kontrastmittel zur Darstellung von Blutgefäßen.

MDF

Monotone Distanzfunktion

MPR

Multi Planar Reformation. Multiplanare Reformatierung

PCA

Principal Component Analysis; Hauptkomponentenanalyse zur Untersuchung einer Stichprobe und Bestimmung der Haupt-Ausdehnungsrichtungen.

SDF

Vorzeichenbehaftete Distanzfunktion

Abbildungsverzeichnis

1.1	Aufbau des Gesamtsystems	5
2.1	Aufbau der Gefäßwand	9
2.2	Übersicht des arteriellen Gefäßbaums	10
2.3	Übersicht der großen, abzweigenden Blutgefäße des Abdomens und des Beckens	11
2.4	Anatomie der <i>A. carotis externa</i> und <i>A. carotis interna</i>	12
2.5	Prädilektionsstellen arteriosklerotischer Erkrankungen im Bereich des Kopfes	13
2.6	Abschwächung eines Röntgenstrahls bei Durchdringung von Materie	16
2.7	Schematischer Aufbau und Foto einer Hochleistungsrontgenröhre	18
2.9	Ordnungsschema für die Linienintegrale zur Anwendung der <i>Radon-Transformation</i>	20
2.10	Die Radon-Transformation	21
2.11	Das <i>Fourier-Scheiben-Theorem</i> für beliebige Winkel	21
2.12	Zusammenhänge zwischen dem Objektraum, dem <i>Radonraum</i> und dem <i>Fourierraum</i> bei der Bildrekonstruktion	22
2.13	Veranschaulichung des Partialvolumenartefaktes	24
2.14	Strahlaufhärtungsartefakte durch Veränderung des Röntgenspektrums	25
2.15	Metallartefakte durch Implantate	26
2.16	Interpolation einer beliebigen Zwischenschicht bei der Spiral-CT mit kontinuierlicher Bewegung des Patienten	27
2.17	Visualisierung der Schichtverschmierung	29
2.18	Aufbau eines modernen CT Scanners	30
3.1	Modellannahme von Hervorhebungsfiltern für Gefäßstrukturen	36
3.2	Fluxfilter, zur Betrachtung des nach innen gerichteten, optischen Flusses	38
3.3	Beispielhafte minimale Kostenkarte einer isotropen und einer nichtisotropen Kostenfunktion	41
3.4	Aktualisierungsschema des Fast Marching Verfahrens	42
3.5	Erzeugung eines Skeletts beispielhafter Objekte	43
3.6	Pruningschritte eines Skelettes zur Mittellinienerzeugung	44
3.7	Wellenbasierte Regionenwachstumsverfahren zur Verzweigungserkennung	50
3.8	Modellierung von Gefäßstrukturen durch Superellipsoide	51
3.9	Erzeugung der Gefäßoberfläche durch B-Spline Unterteilung	52
3.10	Erzeugung der Gefäßkontur durch minimale mittlere Zyklen	53
3.11	<i>Marginal space learning</i> und <i>steerable features</i> zur Objektlokalisierung	57

4.1	Toplogisches Modell des arteriellen Gefäßsystems als ungerichteter, azyklischer Graph	63
4.2	Modellierung der Gefäßgeometrie eines beispielhaften Datensatzes	65
4.3	Veranschaulichung des <i>Richtungsdurchmessers</i> zur Bestimmung des maximalen Gefäßdurchmessers	66
4.4	Modell zur Extraktion der Gefäßmittellinie	68
4.5	Bestimmung des Gefäßkontrastes und optimaler Saatpunkte zur Mittellinienextraktion	69
4.6	Extraktion der Gefäßmittellinie durch Einpassung des Ellipsoidmodells bei einem beispielhaften Datensatz	70
4.7	Ablauf der Segmentierung der Gefäßwand	73
4.8	Anwendung des <i>mean-shift</i> Verfahrens zur Detektion der Gefäßkontur	74
5.1	Stichproben multivariater Normalverteilungen und Mahalanobisdistanzen	83
5.2	<i>Bhattacharyadistanzen</i> zwischen verschiedenen normalverteilten Stichproben.	85
5.3	Konfidenzellipsen multivariater Normalverteilungen	87
6.1	Analyse des Verzweigungsbereichs der <i>A. carotis</i>	101
6.2	Detektion von Landmarkenpositionen als Zuordnungsproblem	104
6.3	Modellierung des Markow-Netzwerks zur Landmarkenbestimmung	105
6.4	Inferenz in einem graphischen Modell	107
6.5	Nachrichtenaustausch zur Inferenz in einer Markow-Kette	108
6.6	Überführung eines ungerichteten Graphen in einen <i>Faktorgraphen</i>	109
7.1	Verlauf der Querschnittsfläche eines pathologischen Gefäßabschnittes	114
7.2	Ablauf der Erzeugung eines Oberflächennetzes aus einem patientenspezifischen geometrischen Gefäßmodell	116
7.3	Abbildung benachbarter Konturpaare in einen normalisierten Raum zur Bestimmung einer MDF	118
7.4	Exemplarische Oberflächeninterpolationen benachbarter Konturpaare und Oberfläche eines arteriellen Gefäßsystems	119
7.5	Veranschaulichung einer monotonen Distanzfunktion	120
7.6	Modellierung des Verzweigungsbereichs durch boolesche Vereinigung	121
7.7	Bestimmung von Nulldurchgängen einer MDF	122
7.8	Lokal adaptive Abschätzung der Zellengröße zur optimalen Darstellung des Gefäßsystems	124
7.9	Beeinflussung der Oberflächenqualität durch den Güteparameter	125
7.10	Lokal adaptive Auswertung des <i>Octree</i>	126
7.11	Erzeugung eines uneingeschränkten Oberflächennetzes nach dem Verfahren von Kazhdan [Kazhdan 07]	127
8.1	Gütekriterien zur Bewertung einer detektierten Landmarkenposition	131
8.2	Kastengrafiken zu den Ergebnissen der automatischen Landmarkendetektion	133
8.3	Ergebnisse der Mittellinienextraktion	138
8.4	Multiplanare Reformatierung einer extrahierten Gefäßmittellinie zur Darstellung des Gefäßverlaufs	138
8.5	Zerebrales Gefäßsystem und Vergleich eines Bronchialsystems mit <i>impliziten Oberflächen</i>	139
8.6	Detailansichten eines Verzweigungsbereiches	141

A.1 Toplogisches Modell des arteriellen Gefäßsystems als ungerichteter, azyklischer Graph 148

Tabellenverzeichnis

2.1	Ausgewählte Röntgenschwächungskoeffizienten	23
2.2	Kontrastmittelanwendung für CTA-Aufnahmen	31
4.1	Bevorzugte Gefäßpfade zur Extraktion zusammenhängender Gefäßabschnitte ..	77
8.1	Quantile der Gütekriterien zur Bewertung der Landmarkengüte	132
8.2	Evaluation der Verzweigungsuntersuchung der <i>A. carotis</i>	135
8.3	Einteilung klinischer Testfälle zur Bewertung der Mittellinienextraktion	137
8.4	Ergebnisse der Mittellinienextraktion klinischer Anwendungsfälle	137
8.5	Laufzeiten zur Erzeugung der Oberflächennetze	140
A.1	Übersicht der arteriellen <i>Gefäßlandmarken</i> und den zugehörigen anatomischen Bezeichnungen	149
A.2	Übersicht der arteriellen <i>Gefäßabschnitte</i> und den zugehörigen anatomischen Bezeichnungen	150
A.3	Übersicht der <i>Körperlandmarken</i> und den zugehörigen anatomischen Bezeichnungen	151

Literaturverzeichnis

- [Agam 05a] G. Agam, S. Armato III, C. Wu. Vessel tree reconstruction in thoracic CT scans with application to nodule detection. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 24(4):486–499, 2005.
- [Agam 05b] G. Agam, C. Wu. Probabilistic modeling based vessel enhancement in thoracic CT scans. Tagungsband: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Band 2, 2005.
- [Aylward 96] S. Aylward, E. Bullitt, S. Pizer, D. Eberly. Intensity ridge and widths for tubular object segmentation and description. Tagungsband: *Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, Seiten 131–138. IEEE, 1996.
- [Beck 09a] T. Beck, C. Biermann et al. Robust model-based centerline extraction of vessels in CTA data. Tagungsband: *Proceedings of SPIE*, Band 7259, 2009.
- [Beck 09b] T. Beck, D. Fritz, C. Biermann, R. Dillmann. Robuste Verzweigungserkennung von Gefäßen in CTA-Datensätzen zur modellbasierten Extraktion der Centerline. *Bildverarbeitung für die Medizin 2009*, Seiten 316–320, 2009.
- [Beck 10a] T. Beck, D. Bernhardt, C. Biermann, R. Dillmann. Validation and detection of vessel landmarks by using anatomical knowledge. Tagungsband: *Proceedings of SPIE*, Band 7623, 2010.
- [Beck 10b] T. Beck, C. Biermann. Verfahren und Mittellinien-Ermittlungseinrichtung sowie Bildbearbeitungseinrichtung und Computerprogramm zur Ermittlung einer Mittellinie eines Abschnitts eines Hohlorgans, 09 2010.
- [Beck 10c] T. Beck, C. Biermann. Verfahren und Verzweigungs-Ermittlungseinrichtung zur Ermittlung einer Verzweigungsstelle sowie einer Mittellinie innerhalb eines Hohlorgans nebst zugehörigem Computerprogramm, 08 2010.
- [Beck 11a] T. Beck, M. Bauer, D. Bernhardt, C. Biermann. Verfahren und Computersystem zur automatischen Vektorisierung eines Gefäßbaumes, 10 2011.
- [Beck 11b] T. Beck, D. Bernhardt, C. Biermann. Verfahren zur Ermittlung zumindest eines Teils einer Mittellinie eines Hohlorgans, Recheneinheit und Datenträger, 06 2011.
- [Beck 11c] T. Beck, C. Godenschwager, M. Bauer, D. Bernhardt, R. Dillmann. Statistical modeling of the arterial vascular tree. Tagungsband: *Proceedings of SPIE*, Band 7962, 2011.
- [Beck 97] T. Beck. Zur Anatomie des Menschen: Aufbau und Funktion der Blutgefäße. *Pharmazeutische Zeitung*, Seiten 11–18, 1997.
- [Behiels 02] G. Behiels, F. Maes, D. Vandermeulen, P. Suetens. Evaluation of image features and search strategies for segmentation of bone structures in radiographs using active shape models. *Medical Image Analysis*, 6(1):47–62, 2002.
- [Benmansour 09a] F. Benmansour, L. Cohen, M. Law, A. Chung. Tubular anisotropy for 2d vessel segmentation. Tagungsband: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seiten 2286–2293. IEEE, 2009.
- [Benmansour 09b] F. Benmansour, L. Cohen. Tubular anisotropy segmentation. *Lecture Notes in Computer Science*, 5567:14–25, 2009.

- [Benmansour 11] F. Benmansour, L. Cohen. Tubular structure segmentation based on minimal path method and anisotropic enhancement. *International Journal of Computer Vision*, 92(2):192–210, 2011.
- [Berlit 06] P. Berlit, C. Klötzsch, O. Popescu, J. Rudolf, M. Grond, E. Ringelstein, H. Griesse, O. Busse, H.-C. Nahser, D. Kühne, E. Berg-Dammer, H. Henkes, W. Jänisch. Vaskuläre Erkrankungen. In P. Berlit, Hrsg., *Klinische Neurologie*, Seiten 941–1073. Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- [Bernhardt 09] D. Bernhardt. *Zeitabhängige, multimodale Modellierung und Analyse von Herzdaten*. KIT Scientific Publishing, 2009.
- [Bhattacharyya 43] A. Bhattacharyya. On a measure of divergence between two statistical populations defined by their probability distributions. *Bulletin of the Calcutta Mathematical Society*, 35(99-109):4, 1943.
- [Bishop 06] C. Bishop et al. *Pattern recognition and machine learning*, Band 4. Springer New York, 2006.
- [Bittencourt 10] M. Bittencourt, B. Schmidt, M. Seltmann, G. Muschiol, D. Ropers, W. Daniel, S. Achenbach. Iterative reconstruction in image space (IRIS) in cardiac computed tomography: initial experience. *The International Journal of Cardiovascular Imaging (formerly Cardiac Imaging)*, Seiten 1–7, 2010.
- [Bookstein 89] F. Bookstein. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(6):567–585, 1989.
- [Boskamp 04] T. Boskamp, D. Rinck, F. Link, B. Kümmerlen, G. Stamm, P. Mildenerger. New vessel analysis tool for morphometric quantification and visualization of vessels in CT and MR imaging data sets. *Radiographics*, 24(1):287, 2004.
- [Brüning 08a] R. Brüning, A. Küttner, T. Flohr, D. Fleischmann. Kontrastmittelapplikation beim Mehrschicht-CT. In *Mehrschicht-CT*, Seiten 49–60. Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [Brüning 08b] R. Brüning, A. Küttner, T. Flohr, D. Fleischmann. Technische Grundlagen und Anwendungen der Mehrschicht-CT. In *Mehrschicht-CT*, Seiten 3–26. Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [Bronstein 03] I. N. Bronstein, K. Semendjajew, G. Grosche, V. Ziegler, D. Ziegler, Hrsg. *Teubner-Taschenbuch der Mathematik*. Teubner Verlag, 2. Auflage, 2003.
- [Brozio 12] M. Brozio, V. Gorbunova, C. Godenschwager, T. Beck, D. Bernhardt. Fast automatic algorithm for bifurcation detection in vascular CTA scans. Tagungsband: *Proceedings of SPIE*, 2012.
- [Bruijns 01] J. Bruijns. Fully-automatic branch labelling of voxel vessel structures. Tagungsband: *Proceedings of VMV*, Seiten 341–350, 2001.
- [Buzug 05] T. Buzug. *Einführung in die Computertomographie: Mathematisch-physikalische Grundlagen der Bildrekonstruktion*. Springer, 2005.
- [Buzug 08] T. Buzug. *Computed tomography: From photon statistics to modern cone-beam CT*. Springer Verlag, 2008.
- [Catmull 78] E. Catmull, J. Clark. Recursively generated B-spline surfaces on arbitrary topological meshes. *Computer-Aided Design*, 10(6):350–355, 1978.
- [Cohen 07] L. Cohen, T. Deschamps. Segmentation of 3d tubular objects with adaptive front propagation and minimal tree extraction for 3d medical imaging. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 10(4):289–305, 2007.
- [Cohen 97] L. Cohen, R. Kimmel. Global minimum for active contour models: A minimal path approach. *International Journal of Computer Vision*, 24(1):57–78, 1997.
- [Comaniciu 02] D. Comaniciu, P. Meer. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Seiten 603–619, 2002.
- [Comaniciu 99] D. Comaniciu, P. Meer. Mean shift analysis and applications. Tagungsband: *IEEE Conference on Computer Vision*, Band 2, Seiten 1197–1203. IEEE, 1999.
- [Committee 91] N. S. Committee. North American symptomatic carotid endarterectomy trial: Methods, patient characteristics, and progress. *Stroke*, 22(6):711–720, 1991.
- [Cootes 01] T. Cootes, G. Edwards, C. Taylor. Active appearance models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(6):681, 2001.

- [Cootes 94] T. Cootes, A. Hill, C. Taylor, J. Haslam. Use of active shape models for locating structures in medical images. *Image and vision computing*, 12(6):355–365, 1994.
- [Cootes 95] T. Cootes, C. Taylor, D. Cooper, J. Graham et al. Active shape models-their training and application. *Computer vision and image understanding*, 61(1):38–59, 1995.
- [Cootes 99] T. Cootes, C. Taylor. A mixture model for representing shape variation. *Image and Vision Computing*, 17(8):567–573, 1999.
- [De Bruijne 03a] M. De Bruijne, B. Van Ginneken, W. Niessen, M. Loog, M. Viergever. Model-based segmentation of abdominal aortic aneurysms in CTA images. Tagungsband: *Proceedings of SPIE*, Band 5032, 2003.
- [De Bruijne 03b] M. De Bruijne, B. Van Ginneken, M. Viergever, W. Niessen. Adapting active shape models for 3d segmentation of tubular structures in medical images. Tagungsband: *Information Processing in Medical Imaging*, Seiten 136–147. Springer, 2003.
- [De Bruijne 04] M. De Bruijne, B. Van Ginneken, M. Viergever, W. Niessen. Interactive segmentation of abdominal aortic aneurysms in CTA images. *Medical Image Analysis*, 8(2):127–138, 2004.
- [Deriche 93] R. Deriche. Recursively implementing the gaussian and its derivatives. *Rapports de recherche-INRIA*, 1993.
- [Deschamps 02] T. Deschamps, L. Cohen. Fast extraction of tubular and tree 3d surfaces with front propagation methods. Tagungsband: *International Conference on Pattern Recognition*, Band 16, Seiten 731–734. Citeseer, 2002.
- [Dijkstra 59] E. Dijkstra. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische Mathematik*, 1(1):269–271, 1959.
- [Dössel 00] O. Dössel. *Bildgebende Verfahren in der Medizin*. Springer, 2000.
- [Duchon 77] J. Duchon. Splines minimizing rotation-invariant semi-norms in sobolev spaces. *Constructive Theory of Functions of Several Variables*, 571:85–100, 1977.
- [Egger 07] J. Egger, Z. Mostarkic, S. Grobkopf, B. Freisleben. Preoperative measurement of aneurysms and stenosis and stentsimulation for endovascular treatment. Tagungsband: *IEEE Biomedical Imaging*, Seiten 392–395. IEEE, 2007.
- [Eiho 04] S. Eiho, H. Sekiguchi, N. Sugimoto, T. Hanakawa, S. Urayama. Branch-based region growing method for blood vessel segmentation. Tagungsband: *Proceedings of Photogrammetry and Remote Sensing Congress*, Seiten 796–801. Citeseer, 2004.
- [Fanucci 88] E. Fanucci, A. ORLACCHIO, M. POCEK. The vascular geometry of human arterial bifurcations. *Investigative Radiology*, 23(10):713, 1988.
- [Ferguson 99] G. Ferguson, M. Eliasziw, H. Barr, G. Clagett, R. Barnes, M. Wallace, D. Taylor, R. Haynes, J. Finan, V. Hachinski et al. The north american symptomatic carotid endarterectomy trial: Surgical results in 1415 patients. *Stroke*, 30(9):1751–1758, 1999.
- [Fleischmann 11] D. Fleischmann, F. Boas. Computed tomography-old ideas and new technology. *European Radiology*, Seiten 1–8, 2011.
- [Flohr 06] T. Flohr, C. McCollough, H. Bruder, M. Petersilka, K. Gruber, C. Süß, M. Grasruck, K. Stierstorfer, B. Krauss, R. Raupach et al. First performance evaluation of a dual-source CT (DSCT) system. *European Radiology*, 16(2):256–268, 2006.
- [Florin 05] C. Florin, N. Paragios, J. Williams. Particle filters, a quasi-monte carlo solution for segmentation of coronaries. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Seiten 246–253, 2005.
- [Florin 06] C. Florin, N. Paragios, J. Williams. Globally optimal active contours, sequential Monte Carlo and on-line learning for vessel segmentation. *European Conference on Computer Vision*, Seiten 476–489, 2006.
- [Frangi 98] A. Frangi, W. Niessen, K. Vincken, M. Viergever. Multiscale vessel enhancement filtering. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Seite 130, 1998.
- [Frangi 99] A. Frangi, W. Niessen, R. Hoogeveen, T. Van Walsum, M. Viergever. Model-based quantitation of 3-d magnetic resonance angiographic images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(10):946–956, 1999.
- [Frey 98] B. Frey, D. MacKay. A revolution: Belief propagation in graphs with cycles. *Advances in Neural Information Processing Systems*, Seiten 479–485, 1998.

- [Fritz 05] D. Fritz, D. Rinck, R. Unterhinninghofen, R. Dillmann, M. Scheuring. Automatic segmentation of the left ventricle and computation of diagnostic parameters using regiongrowing and a statistical model. Tagungsband: *Proceedings of SPIE*, Band 5747. Citeseer, 2005.
- [Fritz 09] D. Fritz, T. Beck, M. Scheuring. Interactive vessel-tracking with a hybrid model-based and graph-based approach. Tagungsband: *Proceedings of SPIE*, Band 7261, 2009.
- [Gülsün 08a] M. Gülsün, H. Tek. Geometric modeling of tubular structures. Tagungsband: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seiten 1–8. IEEE, 2008.
- [Gülsün 08b] M. Gülsün, H. Tek. Robust vessel tree modeling. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 5241:602–611, 2008.
- [Godenschwager 11] C. Godenschwager. Anwendung eines statistischen gefäßmodells zur extraktion des arteriellen gefäßbaums in ct-daten, 2011.
- [Goodall 91] C. Goodall. Procrustes methods in the statistical analysis of shape. *Journal of the Royal Statistical Society*, 53(2):285–339, 1991.
- [Graser 09] A. Graser, T. Johnson, H. Chandarana, M. Macari. Dual energy CT: Preliminary observations and potential clinical applications in the abdomen. *European radiology*, 19(1):13–23, 2009.
- [Grosskopf 09] S. Grosskopf, C. Biermann, K. Deng, Y. Chen. Accurate, fast, and robust vessel contour segmentation of CTA using an adaptive self-learning edge model. Tagungsband: *Proceedings of SPIE*, Band 7259, 2009.
- [Hart 68] P. Hart, N. Nilsson, B. Raphael. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2):100–107, 1968.
- [Hassouna 07] M. Hassouna, A. Farag. Multistencils fast marching methods: A highly accurate solution to the eikonal equation on cartesian domains. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(9):1563–1574, 2007.
- [Hees 96] H. Hees, F. Sinowatz. *Allgemeine und spezielle Pathologie*. Deutscher Ärzte-Verlag, 1996.
- [Henze 02] N. Henze. Invariant tests for multivariate normality: A critical review. *Statistical Papers*, 43(4):467–506, 2002.
- [Jermyn 01] I. Jermyn, H. Ishikawa. Globally optimal regions and boundaries as minimum ratio weight cycles. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(10):1075–1088, 2001.
- [Kaftan 11] J. N. Kaftan. *Image processing for computed tomography applications - Segmentation of vascular structures in human organs*. Dissertation, Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule, Aachen, 2011.
- [Kalender 00] W. Kalender. *Computertomographie*. Publicis-MCD-Verlag, 2000.
- [Kalender 03] W. Kalender. Der Einsatz von Flachbilddetektoren für die CT-Bildgebung. *Der Radiologe*, 43(5):379–387, 2003.
- [Kalender 08] W. Kalender, S. Buchenau, P. Deak, M. Kellermeier, O. Langner, M. van Straten, S. Vollmar, S. Wilharm. Technical approaches to the optimisation of CT. *Physica Medica*, 24(2):71–79, 2008.
- [Kalender 90] W. Kalender, W. Seissler, E. Klotz, P. Vock. Spiral volumetric CT with single-breath-hold technique, continuous transport, and continuous scanner rotation. *Radiology*, 176(1):181, 1990.
- [Kalman 60] R. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(Series D):35–45, 1960.
- [Kanitsar 02] A. Kanitsar, D. Fleischmann, R. Wegenkittl, P. Felkel, M. Gröller. CPR: Curved planar reformation. Tagungsband: *IEEE Conference on Visualization*, Seiten 37–44. IEEE Computer Society, 2002.
- [Kass 88] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos. Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4):321–331, 1988.
- [Kazhdan 07] M. Kazhdan, A. Klein, K. Dalal, H. Hoppe. Unconstrained isosurface extraction on arbitrary octrees. Tagungsband: *Eurographics Symposium on Geometry Processing*, Seiten 125–133. Eurographics Association, 2007.
- [Kiraly 04] A. P. Kiraly, J. P. Helferty, E. A. Hoffman, G. McLennan, W. E. Higgins. Three-dimensional path planning for virtual bronchoscopy. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 23(11):1365–1379, 2004.

- [Kirbas 03] C. Kirbas, F. Quek. Vessel extraction techniques and algorithms: A survey. Tagungsband: *IEEE Symposium on Bioinformatics and Bioengineering*, Seiten 238–245, 2003.
- [Kirbas 04] C. Kirbas, F. Quek. A review of vessel extraction techniques and algorithms. *ACM Computing Surveys*, 36(2):81–121, 2004.
- [Kretschmer 12] J. Kretschmer, T. Beck, C. Tietjen, B. Preim, M. Stamminger. Reliable adaptive modelling of vascular structures with non-circular cross-sections. Tagungsband: *Computer Graphics Forum*, Band 31, Seiten 1055–1064. Wiley Online Library, 2012.
- [Krissian 00] K. Krissian, G. Malandain, N. Ayache, R. Vaillant, Y. Troussel. Model-based detection of tubular structures in 3d images. *Computer Vision and Image Understanding*, 80(2):130–171, 2000.
- [Kschischang 01] F. Kschischang, B. Frey, H. Loeliger. Factor graphs and the sum-product algorithm. *IEEE Transactions on Information Theory*, 47(2):498–519, 2001.
- [Kuhn 55] H. W. Kuhn. The Hungarian Method for the assignment problem. *Naval Research Logistics Quarterly*, 2:83–97, 1955.
- [Law 08] M. Law, A. Chung. Three dimensional curvilinear structure detection using optimally oriented flux. *European Conference on Computer Vision*, Seiten 368–382, 2008.
- [Law 09] M. Law, A. Chung. Efficient implementation for spherical flux computation and its application to vascular segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(3):596–612, 2009.
- [Lesage 09a] D. Lesage, E. Angelini, I. Bloch, G. Funka-Lea. Design and study of flux-based features for 3d vascular tracking. Tagungsband: *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, Seiten 286–289. IEEE, 2009.
- [Lesage 09b] D. Lesage, E. Angelini, I. Bloch, G. Funka-Lea. A review of 3d vessel lumen segmentation techniques: Models, features and extraction schemes. *Medical Image Analysis*, 2009.
- [Levenberg 44] K. Levenberg. A method for the solution of certain problems in least squares. *Quarterly of Applied Mathematics*, 2:164–168, 1944.
- [Lewitt 03] R. Lewitt, S. Matej. Overview of methods for image reconstruction from projections in emission computed tomography. *Proceedings of the IEEE*, 91(10):1588–1611, 2003.
- [Li 06] K. Li, X. Wu, D. Chen, M. Sonka. Optimal surface segmentation in volumetric images—a graph-theoretic approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Seiten 119–134, 2006.
- [Li 07] H. Li, A. Yezzi. Vessels as 4-d curves: Global minimal 4-d paths to extract 3-d tubular surfaces and centerlines. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 26(9):1213–1223, 2007.
- [Li 09] S. Li. *Markov random field modeling in image analysis*. Springer-Verlag, 2009.
- [Li 11] N. Li, T. Beck, J. Chen, C. Biermann, L. Guo, H. Sun, F. Gao, C. Liu. Assessment of thoracic aortic elasticity: A preliminary study using electrocardiographically gated dual-source ct. *European Radiology*, Seiten 1–9, 2011.
- [Lloyd-Jones 10] D. Lloyd-Jones, R. Adams, T. Brown, S. Carnethon, M. and Dai, G. De Simone, T. Ferguson, E. Ford, K. Furie, C. Gillespie et al. Heart disease and stroke statistics—2010 update: A report from the American Heart Association. *Circulation*, 121(7):e46, 2010.
- [Lorensen 87] W. Lorensen, H. Cline. Marching cubes: A high resolution 3d surface construction algorithm. *ACM Siggraph Computer Graphics*, 21(4):163–169, 1987.
- [Lorenz 04] C. Lorenz, J. von Berg, T. Bulow, S. Renisch, S. Wengandt. Modeling the coronary artery tree. Tagungsband: *Shape Modeling Applications*, Seiten 354–357. IEEE, 2004.
- [Lorenz 97] C. Lorenz, I. Carlsen, T. Buzug, C. Fassnacht, J. Weese. Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2d and 3d medical images. Tagungsband: *CVRMed-MRCAS*, Seiten 233–242. Springer, 1997.
- [Mardia 70] K. Mardia. Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications. *Biometrika*, 57(3):519–530, 1970.
- [Marquardt 63] D. Marquardt. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11(2):431–441, 1963.
- [Moscariello 11] A. Moscariello, R. Takx, U. Schoepf, M. Renker, P. Zwerner, T. O’Brien, T. Allmendinger, S. Vogt, B. Schmidt, G. Savino et al. Coronary CT angiography: Image quality, diagnostic accuracy, and potential for radiation dose reduction using a novel iterative image reconstruction

- technique-comparison with traditional filtered back projection. *European Radiology*, Seiten 1–9, 2011.
- [MSN 08] MSN. Microsoft Encarta Online-Enzyklopädie: Artikel *Arterie*, 2008. <http://de.encyclopedia.msn.com>.
- [Murray 26] C. Murray. The physiological principle of minimum work: The vascular system and the cost of blood volume. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 12(3):207, 1926.
- [Oeltze 05] S. Oeltze, B. Preim. Visualization of vasculature with convolution surfaces: Method, validation and evaluation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 24(4):540–548, 2005.
- [Ohnesorge 99] B. Ohnesorge, T. Flohr, S. Schaller, K. Klingenberg-Regn, C. Becker, U. Schöpf, R. Brünig, M. Reiser. Technische Grundlagen und Anwendungen der Mehrschicht-CT. *Der Radiologe*, 39(11):923–931, 1999.
- [Olabarriaga 03] S. Olabarriaga, M. Breeuwer, W. Niessen. Evaluation of Hessian-based filters to enhance the axis of coronary arteries in CT images. Tagungsband: *International Congress Series*, Band 1256, Seiten 1191–1196. Elsevier, 2003.
- [Pabst 07] R. Pabst, R. Putz, J. Sobotta. *Anatomie des Menschen: Der komplette Atlas in einem Band; allgemeine Anatomie, Bewegungsapparat, innere Organe, Neuroanatomie*. Elsevier, Urban & Fischer, 2007.
- [Pearson 01] K. Pearson. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 2(11):559–572, 1901.
- [Pontana 10] F. Pontana, A. Duhamel, J. Pagniez, T. Flohr, J. Faivre, A. Hachulla, J. Remy, M. Remy-Jardin. Chest computed tomography using iterative reconstruction vs filtered back projection (Part 2): Image quality of low-dose CT examinations in 80 patients. *European Radiology*, Seiten 1–8, 2010.
- [Pontana 11] F. Pontana, J. Pagniez, T. Flohr, J. Faivre, A. Duhamel, J. Remy, M. Remy-Jardin. Chest computed tomography using iterative reconstruction vs filtered back projection (Part 1): Evaluation of image noise reduction in 32 patients. *European Radiology*, Seiten 1–9, 2011.
- [Qian 09] X. Qian, M. Brennan, D. Dione, W. Dobrucki, M. Jackowski, C. Breuer, A. Sinusas, X. Papademetris. A non-parametric vessel detection method for complex vascular structures. *Medical Image Analysis*, 13(1):49–61, 2009.
- [Radon 17] J. Radon. Über die Bestimmung von Funktionen durch ihre Integralwerte längs gewisser Mannigfaltigkeiten. *Berichte Sächsische Akademie der Wissenschaften*, 69:262–267, 1917.
- [Ribeiro 04] M. Ribeiro. Gaussian probability density functions: Properties and error characterization. Technischer Bericht, Instituto de Sistemas e Robotica, 2004.
- [Rohr 01] K. Rohr, H. Stiehl, R. Sprengel, T. Buzug, J. Weese, M. Kuhn. Landmark-based elastic registration using approximating thin-plate splines. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(6):526–534, 2001.
- [Sato 97] Y. Sato, S. Nakajima, H. Atsumi, T. Koller, G. Gerig, S. Yoshida, R. Kikinis. 3d multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. Tagungsband: *CVRMed-MRCAS*, Seiten 213–222. Springer, 1997.
- [Schaap 11] M. Schaap, T. van Walsum, L. Neefjes, C. Metz, E. Capuano, M. de Bruijne, W. Niessen. Robust shape regression for supervised vessel segmentation and its application to coronary segmentation in CTA. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 30(11):1974–1986, 2011.
- [Seghers 07a] D. Seghers, D. Loeckx, F. Maes, D. Vandermeulen, P. Suetens. Minimal shape and intensity cost path segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 26(8):1115–1129, 2007.
- [Seghers 07b] D. Seghers, P. Slagmolen, Y. Lambelin, J. Hermans, D. Loeckx, F. Maes, P. Suetens. Landmark based liver segmentation using local shape and local intensity models. Tagungsband: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Seiten 135–42. Citeseer, 2007.
- [Seifert 09] S. Seifert, A. Barbu, S. Zhou, D. Liu, J. Feulner, M. Huber, M. Suehling, A. Cavallaro, D. Comaniciu. Hierarchical parsing and semantic navigation of full body CT data. Tagungsband: *Proceedings of SPIE*, Band 7259, 2009.
- [Serra 82] J. Serra. Image analysis and mathematical morphology, 1982.
- [Sethian 96] J. Sethian. A fast marching level set method for monotonically advancing fronts. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 93(4):1591, 1996.

- [Sethian 99] J. Sethian. *Level set methods and fast marching methods: Evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science*. Cambridge University Press, 1999.
- [Sie 09] Siemens AG, Corporate Communications and Government Affairs. *Siemens Pressemitteilung: Mathematik hilft Dosis in der Computertomographie zu senken*, November 2009.
- [Sie 10] Siemens AG, Computed Tomography, Siemensstraße 1, 91301 Forchheim, Germany. *SAFIRE - Sinogram Affirmed Iterative Reconstruction*, November 2010.
- [Sie 11a] Siemens AG, Computed Tomography, Siemensstraße 1, 91301 Forchheim, Germany. *SO-MATOM Definition Flash mit FAST CARE*, 2011. Datenblatt.
- [Sie 11b] Siemens ultra fast ceramic, Siemensstraße 1, 91301 Forchheim, Germany. *X-ray Scintillators*, 2011. www.siemens.com/vacuumtechnology.
- [Smith 86] R. Smith, P. Cheeseman. On the representation and estimation of spatial uncertainty. *The International Journal of Robotics Research*, 5(4):56–68, 1986.
- [Sodickson 09] A. Sodickson, P. Baeyens, K. Andriole, L. Prevedello, R. Nawfel, R. Hanson, R. Khorasani. Recurrent CT, cumulative radiation exposure, and associated radiation-induced cancer risks from CT of adults. *Radiology*, 251(1):175, 2009.
- [Statistisches Bundesamt 11] Statistisches Bundesamt. Herz-Kreislaufkrankungen verursachen rund 41 % aller Todesfälle. Pressemitteilung, 9 2011. https://www.destatis.de/DE/PresseService/Presse/Pressemitteilungen/2011/09/PD11_354_232.html.
- [Statistisches Bundesamt 12] Statistisches Bundesamt. Herz-Kreislaufkrankungen verursachen die höchsten Krankheitskosten. <https://www.destatis.de/DE/ZahlenFakten/GesellschaftStaat/Gesundheit/Krankheitskosten/Aktuell.html>, 2012.
- [Tek 01] H. Tek, D. Comaniciu, J. Williams. Vessel detection by mean shift-based ray propagation. Tagungsband: *IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, Seiten 228–235. IEEE Computer Society Washington, DC, USA, 2001.
- [Tek 02] H. Tek, M. Bergtholdt, D. Comaniciu, J. Williams. Segmentation of 3d medical structures using robust ray propagation. Tagungsband: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Seiten 572–579. Citeseer, 2002.
- [Tek 05] H. Tek, A. Ayvaci, D. Comaniciu. Multi-scale vessel boundary detection. *Lecture Notes in Computer Science*, 3765:388–398, 2005.
- [Trelease 06] R. Trelease. Anatomical reasoning in the informatics age: Principles, ontologies, and agendas. *The Anatomical Record Part B: The New Anatomist*, 289(2):72–84, 2006.
- [Tsitsiklis 95] J. Tsitsiklis. Efficient algorithms for globally optimal trajectories. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 40(9):1528–1538, 1995.
- [Tu 05] Z. Tu. Probabilistic boosting-tree: Learning discriminative models for classification, recognition, and clustering. Tagungsband: *IEEE International Conference on Computer Vision*, Band 2, 2005.
- [Tyrrell 07] J. Tyrrell, E. di Tomaso, D. Fuja, R. Tong, K. Kozak, R. Jain, B. Roysam. Robust 3-d modeling of vasculature imagery using superellipsoids. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 26(2):223–237, 2007.
- [Udupa 96] J. K. Udupa, S. Samarasekera. Fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation. *Graphical Models and Image Processing*, 58(3):246–261, 1996.
- [Urban 01] B. Urban, L. Ratner, E. Fishman. Three-dimensional volume-rendered CT angiography of the renal arteries and veins: Normal anatomy, variants, and clinical applications, 2001.
- [Van Ginneken 02] B. Van Ginneken, A. Frangi, J. Staal, B. ter Haar Romeny, M. Viergever. Active shape model segmentation with optimal features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 21(8):924–933, 2002.
- [Vasilevskiy 02] A. Vasilevskiy, K. Siddiqi. Flux maximizing geometric flows. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Seiten 1565–1578, 2002.
- [Viola 01] P. Viola, M. Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. Tagungsband: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Band 1, Seiten I–511. IEEE, 2001.

- [Viola 04] P. Viola, M. Jones. Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision*, 57(2):137–154, 2004.
- [Vockelmann 05] C. Vockelmann. *Sonographische Beurteilung und Stenosegradbestimmung der extrakraniellen Arteria carotis nach Stentangioplastie*. Dissertation, Westfälische Wilhelms-Universität Münster, 2005.
- [Vogl 09] T. Vogl, W. Reith, E. Rummeny. *Diagnostische und interventionelle Radiologie*. Springer, 2009.
- [Volkau 05] I. Volkau, W. Zheng, R. Baimouratov, A. Aziz, W. Nowinski. Geometric modeling of the human normal cerebral arterial system. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 24(4):529–539, 2005.
- [Volkau 08] I. Volkau, T. Ng, Y. Marchenko, W. Nowinski. On geometric modeling of the human intracranial venous system. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 27(6):745–751, 2008.
- [Wesarg 07] S. Wesarg. *Automatisierte Analyse und Visualisierung der Koronararterien und großen Kavitäten des Herzens für die klinische Anwendung*. Dissertation, Universitäts- und Landesbibliothek Darmstadt, 2007.
- [Wink 00] O. Wink, W. Niessen, M. Viergever. Fast delineation and visualization of vessels in 3-d angiographic images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 19(4):337–346, 2000.
- [Wolak 08] A. Wolak, H. Gransar, L. Thomson, J. Friedman, R. Hachamovitch, A. Gutstein, L. Shaw, D. Polk, N. Wong, R. Saouaf et al. Aortic size assessment by noncontrast cardiac computed tomography: Normal limits by age, gender, and body surface area. *JACC Cardiovascular Imaging*, 1(2):200, 2008.
- [Wörz 07] S. Wörz, K. Rohr. Segmentation and quantification of human vessels using a 3-d cylindrical intensity model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(8):1994–2004, 2007.
- [Wu 10] J. Wu, M. Wei, Y. Li, X. Ma, F. Jia, Q. Hu. Scale-adaptive surface modeling of vascular structures. *BioMedical Engineering OnLine*, 9(1):75, 2010.
- [Zhan 11] Y. Zhan, M. Dewan, M. Harder, A. Krishnan, X. Zhou. Robust automatic knee MR slice positioning through redundant and hierarchical anatomy detection. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011.
- [Zheng 08] Y. Zheng, A. Barbu, B. Georgescu, M. Scheuering, D. Comaniciu. Four-chamber heart modeling and automatic segmentation for 3-d cardiac CT volumes using marginal space learning and steerable features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 27(11):1668–1681, 2008.