

## Kapitel 4

### Methoden

Die in Abschnitt 2.5 beschriebenen Zielsetzungen für die Entwicklung eines neuen Bildverarbeitungsansatzes stimmen mit jenen von vielen anderen medizinischen Bildverarbeitungsverfahren überein. Das vorangegangene Kapitel hat erläutert, warum die bisherigen Ansätze nach Ansicht des Autors diese Ziele nicht erreichen konnten: das geringe Ausnutzen von Vorwissen, die Annahme von falschem Vorwissen und das implizite Integrieren von Vorwissen in der Konzeption des Bildverarbeitungsansatzes. Bei dem in dieser Arbeit entwickelten Modellbasierten Bildverarbeitungsansatz sollten die Problemursachen aktiv vermieden werden. Ein wichtiger Ansatzpunkt hierfür stellt die Einbeziehung von Vorwissen über das Bildmaterial dar.

Gegenstand bei dem zu untersuchenden Bildmaterial ist immer der Mensch, bei der zugrunde liegenden Arbeit das menschliche Auge. Die Anatomie des menschlichen Auges ist weitgehend einheitlich und variiert lediglich innerhalb eines bekannten Toleranzbereichs. Das Bildmaterial wird durch Bildquellen erzeugt, die in ihren bildgebenden Eigenschaften standardisiert sind. Selbst wenn die Grauwerte bei Kernspinaufnahmen variieren, so tun sie dies nur innerhalb eines begrenzten Toleranzintervalls. Bei der Computertomographie kann mit den Hounsfield-Werten sogar auf definierte Grauwertcharakteristika aufgesetzt werden. Läßt man bei dieser ersten Betrachtung der Ausgangssituation die Gegenwart von Artefakten unberücksichtigt, so steht offensichtlich umfangreiches Vorwissen für die medizinische Bildverarbeitung zur Verfügung.

Als Zielsetzungen an den neu zu entwickelnden Bildverarbeitungsansatz sollen unter Berücksichtigung der vorangegangenen Überlegungen die folgenden Punkte festgehalten werden:

- Der Bildverarbeitungsansatz soll so viel a priori Wissen über das Bildmaterial ausnutzen wie möglich. Es soll ein Wissensmodell zugrunde gelegt werden, das Vorwissen kodiert und ein Übertragen auf andere Fälle ermöglicht.
- Das zu nutzende Wissen soll so einfach wie möglich repräsentiert werden.
- Das Wissen soll individuell und regional definiert sein. Es werden keine zwingenden Vorgaben an die Homogenität der Bildeigenschaften oder Anatomie der Organe gemacht.
- Das Wissen in der Wissensdatenbank soll möglichst einfach in dem Algorithmus integriert werden können.

In dem nachfolgenden Kapitel wird beschrieben, wie der in dieser Arbeit entwickelte modellbasierte Bildverarbeitungsansatz diese Zielsetzungen erreichen kann. Wenngleich der in dieser Arbeit hergeleitete modellbasierte Bildverarbeitungsansatz für unterschiedliche Bilddaten realisiert werden könnte, soll im Rahmen dieser Arbeit der Bildverarbeitungsansatz auf jene Organe und Bilddaten beschränkt bleiben, die für die Strahlentherapie von Augentumoren notwendig sind. Die Gründe für diese Entscheidung liegen darin, daß die Lösungen für die verschiedenen Organe nie vollständig gleich sein können. Zu stark sind

die Unterschiede und Eigenheiten der einzelnen Organe und der zugehörigen Bilddaten, als daß die Qualität einer Lösung für alle Anwendungsbereiche gleich sein könnte. Durch die Einschränkung des Bildverarbeitungsansatzes auf Bildmaterial, das im Rahmen der Strahlentherapie von Augentumoren anfällt, wird einerseits sichergestellt, daß möglichst viel Spezialwissen dieser medizinischen Domäne berücksichtigt werden kann. Andererseits kann dem Leser verdeutlicht werden, wie sich die Besonderheiten dieses Aufgabenkomplexes im Entwurf und der Realisierung der entwickelten Algorithmen widerspiegeln.

Bei den heute angewandten Algorithmen stellt vor allem der medizinisch geschulte Anwender die Wissensquelle dar, die eine korrekte Verarbeitung des Bildmaterials sicherstellt. Will man einzelne Verarbeitungsschritte automatisieren, muß man sich zunächst Gedanken darüber machen, wie man das benötigte Wissen kodieren und anwenden kann. Die bisher in der wissenschaftlichen Literatur beschriebenen Verfahren haben das Vorwissen oft implizit in dem Entwurf der Algorithmen integriert. Bei der hier beschriebenen modellbasierten Bildverarbeitung soll das Vorwissen explizit in Modellen kodiert werden. Die Aufgabe der Algorithmen besteht darin, das geeignete Vorwissen in Form eines Modells auszuwählen, an den aktuellen Fall anzupassen und anzuwenden. Auf diese Weise wird eine klare Trennung zwischen Vorwissen und Segmentierungsalgorithmik vorgenommen.

Aufgrund gestellten medizinischen Aufgabenstellungen lassen sich die für die Bildverarbeitung relevanten Arbeiten in die Einheiten modellbasierte Segmentierung, modellbasierte Interpolation und modellbasierte Registrierung unterteilen. In den nachfolgenden Abschnitten wird die Konzeption und Umsetzung dieser funktionalen Einheiten detailliert beschrieben.

## **4.1 Modellbasierte Segmentierung**

Der größte Anteil am Arbeitsaufwand für die Durchführung einer Strahlentherapie von Augentumoren muß für die Segmentierung der anfallenden Datensätze aufgebracht werden. Die umfangreichen CT- und MRT-Daten machen eine entsprechend aufwendige Segmentierung aller relevanter Organe in sämtlichen Bildschichten erforderlich, um die dreidimensionale Rekonstruktion des Auges zu bestimmen. Eine vorrangige Zielsetzung dieser Arbeit ist daher die Entwicklung eines Segmentierungsverfahrens, das die anfallenden Daten bei minimalem Arbeitsaufwand für das klinische Fachpersonal auswertet. Zur systematischen Annäherung an diese Problemstellung soll in dem nachfolgenden Abschnitt zunächst das Problem „Segmentierung“ in einzelne Problemstellungen zerlegt werden.

### **4.1.1 Zerlegen des Problems „Segmentierung“**

Segmentierung ist das Zusammenfassen von Pixeln oder Bildbereichen zu inhaltlich zusammengehörigen Bildsegmenten. Die Verfahren und Ergebnisse der Segmentierung hängen von den Kriterien ab, die der inhaltlichen Zuordnung zugrunde gelegt werden. Segmentierung stellt durch die inhaltliche Zuordnung der Bildpunkte eine erste Interpretation des Bildmaterials dar, wenngleich der Abstraktionslevel dieser Interpretation auf der Ebene der Bildinformationen anzusetzen ist. Wird die Interpretation von Bilddaten als eine Problemstellung an ein wissensbasiertes System betrachtet, so stellt die Segmentierung einen Problemlösungsprozeß dar, der durch die Ausführung von einem oder mehreren Verarbeitungsschritten gelöst wird.

Für den Entwurf und die Realisierung eines Problemlösungsprozesses muß zunächst das Problem definiert werden (Problemdefinition). In der Bildverarbeitung beschreibt die Problemdefinition die Fragestellungen an das Bildmaterial, die durch die Problemlösungsverfahren (Segmentierungs- und andere Analyseverfahren) geklärt werden müssen. In dem konkreten Fall der medizinischen Bildverarbeitung besteht die Aufgabe in dem „Einzeichnen“ der Organgrenzen.

Bei komplexen Problemen bietet sich eine Untergliederung des Gesamtproblems in mehrere Einzelprobleme an, da auf diese Weise die Komplexität des Gesamtproblems auf die Realisierung von einzelnen Verarbeitungsschritten verteilt werden kann. Dementsprechend sei die Segmentierung des Bildmaterials in mehrere, sequentielle und aufeinander aufbauende Verarbeitungsschritte untergliedert. Bei dieser Unterteilung der Verarbeitungsschritte müssen jedoch einige Aspekte berücksichtigt werden. So müssen die Verarbeitungseinheiten inhaltlich unabhängig voneinander sein, da ansonsten keine sequentielle Durchführung der einzelnen Schritte gewährleistet werden kann. Kommt es zu inhaltlichen Überschneidungen, kann es vorkommen, daß zwischen den Verarbeitungseinheiten hin und her gewechselt werden muß. Solche Wechsel bergen jedoch Probleme bei der Realisation der einzelnen funktionalen Module und können die Erfolgsaussichten des Gesamtsystems destabilisieren. Je konsequenter die Modularisierung bereits auf konzeptioneller Ebene durchgesetzt wird, desto besser läßt sich das Vorwissen definieren, auf dem die einzelnen Verarbeitungsschritte aufbauen können. Die Ergebnisse eines jeden Verarbeitungsschritts stellen das Vorwissen für den nachfolgenden Schritt dar. Je klarer definiert wird, auf welchem Vorwissen der nächste Schritt aufbauen kann, um so zielgerichteter und effektiver kann dieses Vorwissen eingesetzt werden.

Bei der Festlegung der Problemdefinitionen für einen Segmentierungsansatz ist demnach darauf zu achten, daß bei der Definition der Unterprobleme ein überschneidungsfreies Ineinandergreifen der einzelnen Verfahrensschritte sichergestellt wird. Je mehr Vorwissen durch vorangegangene Verfahrensschritte zu den Bilddaten geklärt werden konnten, um so stabiler und spezifischer kann der Algorithmus zur Beantwortung weiterer Fragen gestaltet werden. Bei dem Entwurf der Problemdefinitionen der modellbasierten Segmentierung wurde der folgende kognitive Analyseprozeß zugrunde gelegt, der auf Annahmen über die visuelle Verarbeitung von medizinischem Bildmaterial basiert:

1. Erhält ein Betrachter medizinisches Bildmaterial zur Auswertung, wird er im ersten Schritt zunächst feststellen, um welchen Bildmodus (Bildkontext) es sich handelt. Dabei untersucht er, was für ein Bildmaterial (beispielsweise CT, MRT oder Ultraschall) vorliegt, welche Organe dargestellt werden und welche grundsätzlichen Grauwerteigenschaften die Bilddaten aufweisen. Dieser Schritt stimmt weitgehend mit dem von Gale [Gal93] beschriebenen „pre-attentive stage“ überein (siehe Abschnitt 3.5 auf Seite 33).
2. Ob er nach Klärung dieser Fragen in der Lage ist, das Bildmaterial auszuwerten, wird weitgehend von seiner Ausbildung und seinem Erfahrungshorizont abhängen. Eine Person, die geübt ist, CT-Aufnahmen zu interpretieren, ist nicht unbedingt auch in der Lage, MRT-Aufnahmen zu beurteilen. Ein Mensch, der jahrelang Abdomen-Bilder untersucht hat, wird aller Voraussicht nach Probleme haben, Aufnahmen des Gehirns auszuwerten. Daraus läßt sich schließen, daß unterschiedliches Vorwissen über die Bildmodi und die Darstellungseigenschaften der Organe für eine korrekte Interpretation erforderlich ist. Im zweiten Schritt muß daher zunächst auf unterschiedliche Wissensreservoirs zurückgegriffen werden, um das Bildmaterial überhaupt interpretieren zu können. Unter anderem muß der Betrachter wissen, bei welchem Bildmaterial welche Bildverarbeitungsstrategien anzuwenden sind. Während bei Ultraschallaufnahmen die Kanten der Organe dargestellt werden, können auf CT-Daten die lokalen Absorptionseigenschaften abgelesen werden. Diese Unterschiedlichkeit der Bildeigenschaften macht die Anwendung von angepaßten Analysestrategien erforderlich. Während die Auswahl und Parametrisierung der richtigen Analysestrategien beim Menschen unbewußt vorgenommen wird, stellt sie für die computergestützte Bildverarbeitung ein durchaus komplexes Problem dar. Auswahl, Konzeption und Parametrisierung der Analysestrategien basieren auf den gesammelten Erkenntnissen über das Bildmaterial und die Anatomie des untersuchten Organs.

3. Besitzt der Betrachter die Kompetenz zur Auswertung der Bilddaten, führt er im dritten Schritt eine detaillierte Interpretation der Bilddaten durch, bei der einzelne Bildelemente durch angepaßte Analyseverfahren identifiziert und analysiert werden. Dabei werden Position, Orientierung, Ausmaße und gegebenenfalls pathologische Gewebeveränderungen der dargestellten Organe untersucht. Dieser Verarbeitungsschritt stimmt weitgehend mit der von Gale beschriebenen „focal attention“ überein, wenngleich das einbezogene Vorwissen deutlich umfassender sein muß, als es zunächst von Gale vorgesehen worden war (vergleiche Abschnitt 3.5).

Verwenden wir diese Vorgehensweise zur Analyse von medizinischem Bildmaterial für die Definition softwaregestützter, unabhängiger Verarbeitungsschritte, läßt sich eine Segmentierung durch die folgenden Schritte strukturieren:

1. Bestimmen des allgemeinen Bildkontextes,
2. Auswahl des Vorwissens und geeigneter Analysestrategien,
3. Durchführen einer detaillierten Bildinterpretation.

Die Ergebnisse des ersten Schritts „Bestimmen des allgemeinen Bildkontextes“ stellen die Entscheidungsgrundlage dar, um im zweiten Schritt festzustellen, auf welches Vorwissen und welche Bildverarbeitungsstrategien zurückgegriffen werden muß. Wurden diese Fragen zu dem allgemeinen Kontext des Bildes korrekt beantwortet, sind die Freiheitsgrade bezüglich des dargestellten Bildinhaltes bereits beträchtlich reduziert und ermöglicht eine weitere Eingrenzung des Problems im zweiten Schritt. Das ausgewählte Vorwissen und die Analysestrategie werden anschließend im dritten Schritt zur detaillierten Interpretation des Bildmaterials genutzt.

Die Ergebnisse eines jeden Verarbeitungsschritts vermehren das akkumulierte Wissen über den aktuellen Datensatz. Ob die Detailinterpretation am Ende der Verarbeitungspipeline erfolgreich ist, hängt davon ab, ob der im ersten Schritt ermittelte Bildkontext korrekt ist und ob das System über Analyseverfahren und Detailwissen zu dem Bildmaterial verfügt, die eine erfolgreiche Interpretation der Bilddaten erlauben.

#### **4.1.2 Konzept der modellbasierten Segmentierung**

Die im vorangegangenen Abschnitt beschriebene Zerlegung der Problems „Segmentierung“ in drei Verarbeitungsschritte wirft zwei Fragen auf. Wie wird das Vorwissen kodiert und wie wird das Vorwissen auf den aktuellen Datensatz angewandt? Die folgenden Überlegungen versuchen eine Antwort zu bieten: Bekommt ein Mensch Bildmaterial mit der Aufgabe vorgelegt, es zu interpretieren, versucht er die Erfahrungen, die er mit ähnlichem Bildmaterial gemacht hat, auf die aktuellen Daten zu übertragen. Besitzt er die benötigten Erfahrungen, kann er durch den Vergleich der Interpretationen von zuvor untersuchten Bildern mit dem aktuellen Bildmaterial die Lösungen auf den aktuellen Fall übertragen.

Diese Herangehensweise an die Lösung des Bildverarbeitungsproblems läßt sich mit dem im Abschnitt 3.6 beschriebenen Case-based Reasoning Ansatz vergleichen: Zu einem aktuellen Problem wird aus einer Erfahrungsdatenbank ein ähnlicher Fall herausgesucht, um dann die Lösung des erinnerten Falls auf den aktuellen Fall zu übertragen. Um dieses Konzept des Fallbasierten Schließens auf die modellbasierte Segmentierung übertragen zu können, müssen die verschiedenen Komponenten des wissensbasierten Systems an die veränderten Anforderungen der Bildverarbeitung angepaßt werden. Zur Realisierung eines solchen Systems müssen die folgenden Komponenten umgesetzt werden:

- **Der Fall:** Das Wissen wird in Datenbankfällen gespeichert. Für die Bildverarbeitung besteht ein solcher Datenbankfall aus einem Datensatz, in dem die Organe korrekt segmentiert wurden. Ein bereits segmentierter Datensatz sei im weiteren Verlauf dieser Arbeit als Referenzmodell be-

zeichnet. Abschnitt 4.1.3 erläutert den detaillierten Aufbau und die Schritte zum Anlegen eines solchen Referenzmodells.

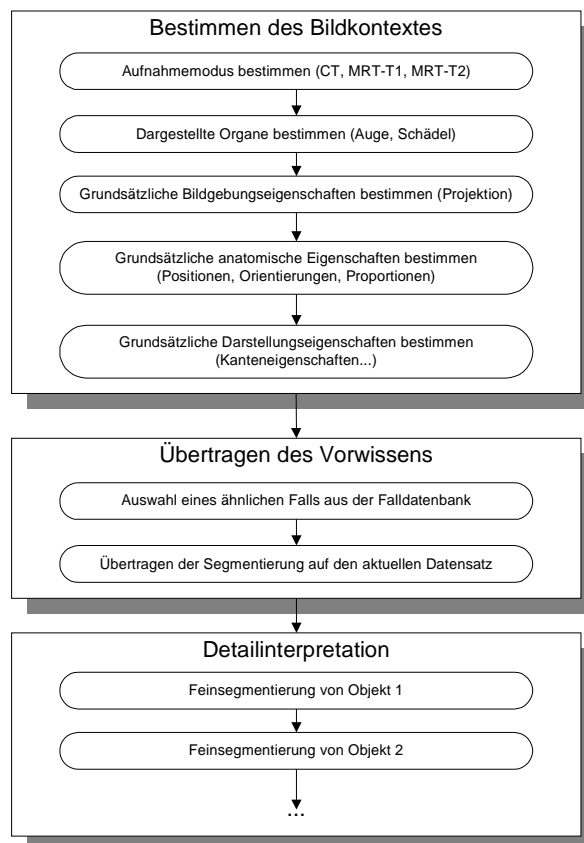
- **Die Falldatenbank:** Die Falldatenbank entspricht einer Sammlung von Referenzmodellen, die sich in ihren Bildmodi, in der Anatomie und anderen Eigenschaften unterscheiden. Sie wird als Referenzdatenbank bezeichnet (Abschnitt 4.1.4) und stellt das Wissensreservoir/ Erfahrungshorizont des Systems dar. Aus ihr ist zur Lösung eines aktuellen Problems jener Datensatz auszuwählen, der die größten Ähnlichkeiten mit dem aktuellen Datenmaterial aufweist.
- **Das Ähnlichkeitskriterium:** Um ein Referenzmodell aus der Referenzdatenbank auszuwählen, das die größten Ähnlichkeiten mit dem aktuellen Datensatz aufweist, muß zunächst ein Ähnlichkeitskriterium definiert werden. Dieses Ähnlichkeitskriterium muß so definiert werden, daß die Segmentierung des Referenzmodells möglichst einfach und mit bestmöglicher Korrektheit auf den aktuellen Datensatz übertragen werden kann. Abschnitt 4.1.5 beschreibt, welche Aspekte für den Vergleich von CT- und MRT-Datensätzen der Orbita wichtig sind und wie diese Aspekte in quantitative Parameter umgesetzt werden können.

Sind diese funktionellen Einheiten des Case-based-reasoning-Ansatzes gegeben, müssen sie noch in einer angepaßten Bildverarbeitungspipeline integriert werden. Bei dem Entwurf dieser Pipeline sollen die im vorangegangenen Abschnitt hergeleiteten Verarbeitungsschritte zugrunde gelegt werden:

1. **Bestimmen des Bildkontextes:** Bei der Bestimmung des Bildkontextes müssen im ersten Schritt wichtige Grundinformationen über den aktuellen Datensatz wie beispielsweise Bildmodus (CT, MRT), dargestellte Organe (Schädel, Auge) oder Schichtorientierung (axial, coronar, sagittal) bestimmt werden. Anschließend müssen jene Informationen ermittelt werden, die eine sinnvolle Auswahl eines ähnlichen Referenzmodells ermöglichen. Hierzu gehören anatomische Informationen (Position, Orientierung, Form, Skalierung) und Darstellungseigenschaften (Grauwerteigenschaften im Bereich der Organkanten und Rauschverhältnis). Abschnitt 4.1.6 beschreibt, wie der Bildkontext für das gegebene Bildmaterial bestimmt werden kann. Da es sich bei dem Untersuchungsgegenstand um Bildmaterial handelt, können zur Quantifizierung der Ähnlichkeit in einem ersten Schritt lediglich globale statistische Parameter oder Histogramme berechnet werden. Es zeigt sich jedoch sehr schnell, daß globale Vergleiche des Bildmaterials nur wenig Aussagekraft über die relevanten Bildteile vermitteln. Für die Segmentierung der Organe sind lokale Informationen, wie beispielsweise die Grauwerteigenschaften im Bereich der Organ Grenzen, oder weiterführende Angaben über die Organanatomie deutlich wichtiger, um ein adäquates Referenzmodell auszuwählen. Um solcherlei Informationen aus einem Datensatz bestimmen zu können, ist eine zumindest grobe Interpretation des Bildmaterials in Form einer Segmentierung notwendig. Abschnitt 4.1.6.1 beschreibt, wie diese erforderlichen Informationen zur Beschreibung des aktuellen Bildmaterials berechnet werden können, ohne zuvor einen beträchtlichen Arbeitsaufwand investieren zu müssen.
2. **Übertragen des Vorwissens:** Um das in der Falldatenbank gesammelte Vorwissen auf den aktuellen Fall anwenden zu können, muß zunächst ein Referenzmodell ausgewählt werden, das die größten Ähnlichkeiten mit dem aktuellen Datensatz aufweist. Anschließend muß das Referenzmodell an den aktuellen Datensatz angepaßt werden, da selbst bei einer weitgehenden Übereinstimmung von Referenzmodell und aktuellem Datensatz in der Regel Unterschiede in der Auflösung, der Schichtorientierung und der Skalierung der relevanten Organe existieren (Abschnitt 4.1.7).
3. **Detailinterpretation:** Bei der Detailinterpretation wird das in den vorangegangenen Schritten akkumulierte Wissen über den aktuellen Datensatz genutzt, um eine präzise Segmentierung der

relevanten Organe anzufertigen. Dabei wird in einer Art komparativer Segmentierung versucht, den aktuellen Fall korrespondierend zum ausgewählten ähnlichen Referenzmodell zu segmentieren. Abschnitt 4.1.8 beschreibt den zu diesem Zweck entwickelten modellbasierten Snake.

Abbildung 4.1 zeigt die Verarbeitungspipeline, die aus der beschriebenen Unterteilung der modellbasierten Segmentierung abgeleitet werden kann. Dabei setzt sich die Gesamtpipeline aus den drei Verarbeitungseinheiten Bestimmen des Bildkontextes, Übertragen des Vorwissens und Detailinterpretation zusammen, die wiederum in einzelne Unterschritte gegliedert sind.



**Abbildung 4.1: Schritte zur Verarbeitung von medizinischem Bildmaterial**

Der modellbasierte Bildverarbeitungsansatz läßt sich in drei Verarbeitungseinheiten unterteilen: Der Bildkontext muß zunächst bestimmt werden, um anhand des gewonnenen Wissens über den aktuellen Datensatz das geeignete Vorwissen aus der Falldatenbank auszuwählen und zu übertragen. Abschließend kann das angepaßte Vorwissen durch die Detailinterpretation auf den aktuellen Datensatz angewandt werden.

In den nachfolgenden Abschnitten 4.1.3 bis 4.1.5 werden die für die Realisierung des Ansatzes notwendigen Komponenten beschrieben. Anschließend wird in den Abschnitten 4.1.6 bis 4.1.8 die Realisation der einzelnen in Abbildung 4.1 dargestellten Verarbeitungsschritte erläutert. Bei der Realisierung dieser Verarbeitungsschritte wurden stets die in Abschnitt 4.2 definierten Zielsetzungen für das Bildverarbeitungssystem berücksichtigt.

### 4.1.3 Das Referenzmodell

Das Referenzmodell stellt das Medium zum Speichern des Wissens dar. Dabei besteht das Wissen aus der Vorgabe, wie die relevanten Organe bei einem gegebenen Datensatz segmentiert werden müssen. Hierzu werden die Referenzmodelle vor Anwendung der modellbasierten Bildverarbeitung durch eine kompetente Fachkraft segmentiert. Dabei ist das Referenzmodell als eine Art radiologisches Lehrbuch anzusehen,

das in diesem Fall kein Arzt, sondern die Software konsultiert, um festzustellen, wie die Organe in dem jeweiligen Datenmaterial segmentiert werden sollen.

Ein Referenzmodell besteht aus einem Datensatz (Referenzdatensatz), der Segmentierung der relevanten Organe (Referenzsegmentierung) und aus einer Anzahl von Landmarken (Referenzlandmarken) (vergleiche Abbildung 4.2). Der Referenzdatensatz entspricht den in der klinischen Routine anfallenden Datensätzen. Für die spätere Anwendung des Referenzmodells auf neue Datensätze ist es von großer Bedeutung, daß der Bildmodus des Referenzdatensatzes mit dem der zu bearbeitenden Datensätze möglichst gut übereinstimmt. Es ist daher für den Aufbau einer Referenzdatenbank wichtig, daß für die Referenzmodelle Datensätze ausgewählt werden, deren Bildmodi in der medizinischen Routine bevorzugt angewandt werden.

Die Referenzsegmentierung besteht entweder aus den eingezeichneten zweidimensionalen Konturen oder aus den dreidimensionalen Oberflächen der Organe. Es müssen im Referenzmodell alle Organe segmentiert werden, für die die modellbasierte Segmentierung angewandt werden soll.

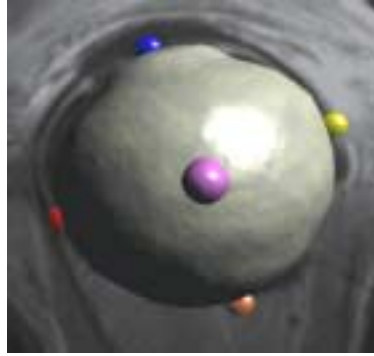
Die Referenzlandmarken sind Punkte, die an anatomisch markanten Positionen in den Referenzdatensatz eingefügt werden. Sie dienen als Orientierungsreferenzen für eine Korrelation des Referenzmodells mit anderen Datensätzen. Indem korrespondierende Landmarken in einem anderen Datensatz positioniert werden, können das Referenzmodell und der andere Datensatz durch eine landmarkenbasierte Registrierung miteinander kombiniert werden. Diese landmarkenbasierte Registrierung wird in den nachfolgenden Abschnitten eine wichtige Rolle bei der Bestimmung des Bildkontextes und dem Anpassen des Referenzmodells an den aktuellen Datensatz spielen (vergleiche Abschnitte 4.1.6 und 4.1.7).

Um eine korrespondierende Positionierung der Landmarken im aktuellen Datensatz zu vereinfachen, bietet es sich an, bei der Erstellung des Referenzmodells die Referenzlandmarken an anatomisch markanten Stellen zu positionieren. Wie viele Landmarken für die Registrierung der Datensätze eingetragen werden, hängt in erster Linie von der Komplexität des zu segmentierenden Organs ab. Durch die sehr regelmäßigen und symmetrischen Oberflächeneigenschaften des Auges reichen sechs im dreidimensionalen Raum verteilte Landmarken aus, um Skalierung, Orientierung und Position des Bulbus mit akzeptabler Präzision zu definieren. Sollen hingegen Organe mit deutlich komplexeren Oberflächeneigenschaften wie beispielsweise die Lunge unter Verwendung eines Referenzmodells segmentiert werden, ist eine Erhöhung der Anzahl der Landmarken angezeigt.

Für die Segmentierung des Bulbus bieten sich die folgenden Positionen für die Landmarken an (vergleiche Abbildung 4.2):

- Landmarke 1: an der zentralen Spitze der Kornea.
- Landmarke 2: Auf der Sklera-Oberfläche im Zentrum des Ansatzes des Sehnervs.
- Landmarke 3: Auf der Sklera-Oberfläche im Zentrum des linken Muskelansatzes.
- Landmarke 4: Auf der Sklera-Oberfläche im Zentrum des rechten Muskelansatzes.
- Landmarke 5: Auf der Sklera-Oberfläche im Zentrum des oberen Muskelansatzes.
- Landmarke 6: Auf der Sklera-Oberfläche im Zentrum des unteren Muskelansatzes.

Die Bezeichnungen rechts, links, oben und unten werden bezogen auf die Perspektive des Patienten definiert.



#### **Abbildung 4.2: Die Komponenten eines Referenzmodells**

Das Referenzmodell besteht aus dem Datensatz, der segmentierten Oberfläche des Auges und sechs, im dreidimensionalen Raum verteilte Landmarken. Die Landmarken spielen eine wichtige Rolle, um das Referenzmodell mit anderen Datensätzen zu korrelieren. Damit die Positionen der Landmarken bei anderen Datensätzen einfach und korrekt eingegeben werden können, sind sie im Referenzmodell an anatomisch markanten Positionen lokalisiert.

#### **4.1.4 Die Referenzdatenbank**

Ein kritischer Punkt bei der modellbasierten Segmentierung ist ähnlich wie bei dem zugrunde liegenden Case-based-reasoning-Ansatz die Umsetzung der Referenzdatenbank, in der die Referenzmodelle gesammelt werden. Eine Fragestellung, die generell bei fallbasierten Lösungsverfahren nicht abschließend beantwortet werden kann, lautet: Wie viele Datensätze sind für eine vollständige Falldatenbank notwendig?

Unter Vollständigkeit ist in diesem Zusammenhang die Forderung zu verstehen, daß die Datenbank so umfassend sein sollte, daß alle in der klinischen Routine auftretenden Datensätze durch die Referenzmodelle in der Referenzdatenbank erfolgreich bearbeitet werden können. Theoretisch kann die Anzahl der in der Datenbank gespeicherten Referenzmodelle mit einer kontinuierlichen Nutzung der Software beliebig gesteigert werden. Der hierfür aufzubringende Arbeitsaufwand ist vergleichsweise gering, da lediglich die in der Routine ausgewerteten Datensätze der Datenbank hinzugefügt werden müssen. Der einzige zusätzliche Arbeitsaufwand hierfür besteht im Eintragen der Landmarken. Da diese Eingaben innerhalb einer Minute vorgenommen werden können, ist im Laufe des routinemäßigen Einsatzes der Software der Aufbau einer umfangreichen Datenbank problemlos möglich. Inwieweit damit das Ziel der Vollständigkeit erreicht wird, kann im Rahmen dieser Arbeit nicht beantwortet werden. Die Fragestellung der Vollständigkeit stellt eine bisher noch fortlaufende wissenschaftliche Diskussion dar, in der noch keine endgültigen Schlußfolgerungen gefunden werden konnten (vergleiche [Pup93, S191ff] und [Sch91]).

Aufgrund der starken Variabilität der Bildeigenschaften, der Anatomie und der immer wieder auftretenden Artefakte muß davon ausgegangen werden, daß eine absolute Vollständigkeit praktisch nicht möglich ist. Bezieht man außerdem mit ein, daß die bildgebenden Methoden in der Medizin stetig weiterentwickelt werden und sich die Bildeigenschaften dadurch ständig verändern, erscheint auch mittelfristig der Aufbau einer vollständigen Datenbank nicht praktikabel. Denn zusätzlich zur Vollständigkeit muß eine sinnvolle Nutzung der Datenbank gewährleistet werden. Je mehr Fälle der Datenbank hinzugefügt werden, um so größer wird der Suchraum, in dem der ähnlichste Fall gesucht werden muß. Dies führt zu einer entsprechenden Erhöhung des Rechenaufwands zur Selektion des ähnlichsten Referenzmodells. Es besteht daher die Gefahr, daß ab einem bestimmten Datenbankvolumen der Kosten-Nutzen-Effekt der Suche deutlich abnehmen wird.

Daher erscheint es realistischer, eine Datenbank aufzubauen, die einen klar definierten Umfang von Bildmaterial abdecken soll. Doch auch bei einem begrenzten Anwendungsbereich sollten für ein komfortables Wissensmanagement einige Punkte berücksichtigt werden. So muß die Frage beantwortet werden,



nach welchen Kriterien neue Datenbankfälle eingefügt werden sollen. Ein neuer, ausgewerteter Datensatz sollte nur dann zur Referenzdatenbank hinzugefügt werden, wenn die Abweichungen in den Datensatzigenschaften von den übrigen Referenzmodellen so groß sind, daß durch den Fall eine Ausweitung des Verarbeitungsspektrums erreicht wird. Es wäre nicht effizient, eine Vielzahl von weitgehend übereinstimmenden Datensätzen in der Falldatenbank zu speichern. Das würde den Suchraum vergrößern, ohne daß ein qualitativer Gewinn für die Vollständigkeit der Datenbank erreicht werden würde.

Eine theoretische Möglichkeit, den Aufbau der Referenzdatenbank automatisch zu koordinieren, besteht in der Definition von globalen Schwellwerten der Ähnlichkeit. Lediglich wenn die Abweichungen des aktuellen Referenzmodells in Orientierung, Bildeigenschaften oder Anatomie oberhalb der vorgegebenen Schwellwerte liegen, wird das Referenzmodell der Datenbank hinzugefügt.

Ein weiterer wichtiger Punkt beim Aufbau einer Referenzdatenbank betrifft die Frage: Wie wird die Datenbank konsistent gehalten? Die Segmentierungen der Referenzmodelle werden direkt auf den Segmentierungsprozeß eines aktuellen Datensatzes übertragen. Das bedeutet, daß Fehler oder unterschiedliche Interpretationen bei der Segmentierung der Referenzmodelle direkt auf die nachfolgenden Datensätze übertragen werden. Werden beispielsweise Datensätze der Datenbank hinzugefügt, deren Segmentierung von unterschiedlichen Ärzten vorgenommen wurden, kann es vorkommen, daß Organkanten unterschiedlich plaziert wurden. Während bei dem einen Referenzmodell der Bulbus auf der Innenkante der Sklera segmentiert wurde, kann bei einem anderen Datensatz die Außerkante gewählt worden sein. Gerade beim Aufbau einer großen Datenbank parallel zur Anwendung in der klinischen Routine muß daher die Frage der Verwaltung, Wartung und Erweiterung der Datenbank in den Vordergrund gerückt werden.

Eine Variabilität, die nicht durch die Datenbank abgedeckt werden kann, ist die Berücksichtigung von pathologischen Gewebereiche beim Patienten. Die Position, Form und das Erscheinungsbild des Tumors wird von Patient zu Patient unterschiedlich sein. Es wird selbst bei langjährigen Untersuchungen ein Ausnahmefall sein, wenn die Tumoren von zwei unterschiedlichen Patienten nahezu identisch sind. Irreguläre Bildelemente müssen daher nicht durch die Referenzdatenbank, sondern durch angepaßte Analysealgorithmen abgefangen werden.

Diese Überlegungen veranschaulichen die komplexen Problemstellungen, die mit dem Aufbau einer Falldatenbank behaftet sind. In einer Reihe von Fallbasierten Systemen stellen die Falldatenbanken die eigentliche wissenschaftliche Arbeit dar, da deren Aufbau mit einem umfangreichen Forschungs- und Aufbauaufwand verbunden sind.

Der wissenschaftliche Schwerpunkt der hier dargestellten Arbeit liegt jedoch auf den Bildverarbeitungsaspekten der modellbasierten Bildverarbeitung. Wenngleich auch für die modellbasierte Bildverarbeitung die Referenzdatenbank eine wichtige Rolle spielt, so ist deren Vollständigkeit nicht nötig, um die Zielsetzung dieser Arbeit zu erfüllen: das Entwickeln und Testen eines neuen Bildverarbeitungsansatzes zur Auswertung von medizinischen Bilddaten. Allein die Untersuchung der Vollständigkeit der Referenzdatenbank würde gegebenenfalls langjährige praktische Arbeiten mit der entwickelten Software erfordern. Eine weiterführende Untersuchung des Themas „Referenzdatenbank“ würde den Rahmen dieser Arbeit übersteigen und wird deshalb zukünftigen Folgeprojekten überlassen. Zielsetzung dieser Arbeit in Bezug auf die Referenzdatenbank ist daher lediglich das Belegen der Validität der modellbasierten Bildverarbeitung durch Nutzung von Referenzmodellen.

#### **4.1.5 Definition der Ähnlichkeitsparameter**

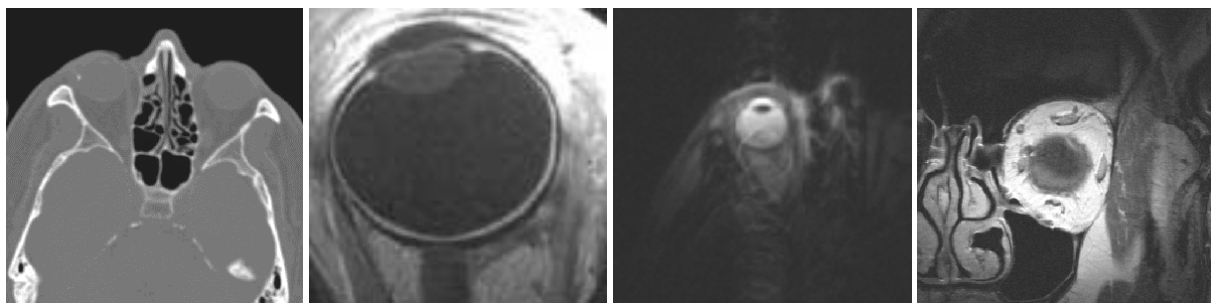
Um einen Referenzdatensatz aus der Falldatenbank auszuwählen, der möglichst gut mit dem aktuellen Datensatz übereinstimmt, muß zunächst ein Ähnlichkeitskriterium definiert werden. Dieses Ähnlichkeitskriterium quantifiziert anhand von Ähnlichkeitsparametern die Übereinstimmung zwischen zwei Daten-

sätzen. Da es keine allgemeingültigen und objektiven Kriterien für die Ähnlichkeit zweier Bilddatensätze gibt, müssen für die Aufgabenstellung angepasste Ähnlichkeitsparameter entworfen und für die Datensätze berechnet werden. Damit der ausgewählte Datensatz die erforderlichen Informationen für die Bildverarbeitung liefert, muß das Ähnlichkeitskriterium bei der Quantifizierung der Ähnlichkeit die sich anschließende Segmentierungsstrategie und die Variabilität der Bilddaten berücksichtigen.

Zwischen den Referenzmodellen und dem aktuellen Datensatz können Unterschiede in den folgenden Punkten auftreten:

1. dem allgemeinen Bildkontext (Bildmodus, Schichtorientierung, Auflösung...),
2. der Anatomie des Organs,
3. der Orientierung des Organs innerhalb des Datensatzes und
4. den lokalen Darstellungseigenschaften.

Abbildung 4.3 veranschaulicht mögliche Unterschiede im Bildkontext bei der Auswertung von ophthalmologischem Bildmaterial. Ein grundlegender Unterschied besteht zunächst in dem angewandten bildgebenden Verfahren: Computertomographie oder Kernspintomographie. Falls es sich um MRT-Daten handelt, muß außerdem geklärt werden, ob T1-, T2- oder andere Aufnahmesequenzen genutzt wurden. Ein weiterer Faktor, der die Bildeigenschaften von MRT-Aufnahmen grundlegend beeinflusst, ist die Schichtorientierung. Üblich sind axiale und coronare Aufnahmen. Nur in Ausnahmefällen werden auch sagittale Aufnahmen angefertigt. Die Bestimmung der Schichtorientierung ist von großer Bedeutung, da sich das Erscheinungsbild der Organe durch die abweichende Schnittorientierung, die unterschiedlichen Auflösungen und durch Artefakte wie beispielsweise dem Partialvolumen-Effekt deutlich verändert. Von geringerer Bedeutung ist die Auflösung der Datensätze, da sie innerhalb eines begrenzten Rahmens durch Interpolationsverfahren modifiziert werden kann.



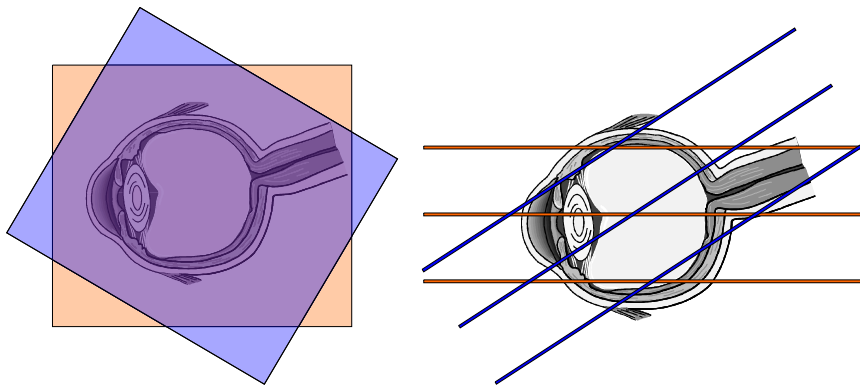
#### **Abbildung 4.3: Unterschiede im Bildkontext bei ophthalmologischem Bildmaterial**

Das Bildmaterial und die Darstellungseigenschaften der verschiedenen Organe werden durch das bildgebende Verfahren und die Schichtorientierung beeinflusst.

Die Anatomie des Auges schwankt zwischen den Datensätzen und Patienten nur wenig. Variationen in der Form des Auges werden durch die individuelle Weit- oder Kurzsichtigkeit des Patienten verursacht. Grundsätzliche Unterschiede in der Darstellung des Auges sind selbst bei stark divergierender Anatomie der Patienten nicht zu erwarten. Nichtsdestotrotz erscheint es sinnvoll, die Anatomie bei der Selektion des Referenzmodells zu berücksichtigen, da die grundsätzlichen Proportionen von Auge und umgebendem Gewebe durch die Form des Bulbus beeinflusst werden. Würde das Auge eines stark kurzsichtigen Patienten an das eines Weitsichtigen angepaßt werden, könnten bei der Anpassung die Proportionen der einbezogenen Augenstrukturen wie der Linse verzerrt werden. Als einfache aber effektive Parameter zur Beschreibung der Anatomie des Patienten bieten sich die Längen und Proportionen der Hauptachsen des Auges an. Als erste Hauptachse wird die Verbindung zwischen der ersten und zweiten Landmarke defi-

nirt (vergleiche Abschnitt 4.1.3). Die zweite Hauptachse wird durch die Landmarken drei und vier, die dritte Hauptachse durch die Landmarken fünf und sechs aufgespannt. Als Kriterium für die Übereinstimmung der Proportionen wird der mittlere quadratische Unterschied zwischen den normierten Hauptachsen berechnet.

Einen grundlegenden Einfluß auf die Darstellung des Auges bewirkt die Orientierung des Bulbus, da Schichtausrichtung, Partialvolumeneffekte und andere Artefakte Unterschiede in diesen Punkten widerspiegeln. Zur Beschreibung der Orientierung des Auges bietet sich der Winkel der ersten Hauptachse bezogen auf die Bildschichten an. Eine Berücksichtigung der übrigen Orientierungswinkel erscheint nicht notwendig, da die Darstellungseigenschaften nur wenig durch eine unterschiedliche Orientierung innerhalb der Schicht beeinflusst werden (siehe Abbildung 4.4, links). Geringe Unterschiede werden lediglich durch die veränderten Auflösungsachsen verursacht. Deutliche Änderungen in den Darstellungseigenschaften treten erst dann auf, wenn sich der Winkel zwischen der ersten Hauptachse und der Schichtorientierung bei Referenzmodell und aktuellem Datensatz deutlich unterscheiden (siehe Abbildung 4.4, rechts).



**Abbildung 4.4: Berücksichtigung der Schichtorientierung bei der Auswahl des Referenzmodells**

Orientierungsunterschiede innerhalb der Datenschicht (linke Grafik) müssen bei der Auswahl des Referenzmodells nach der Orientierung nicht berücksichtigt werden, da sie nicht zu grundsätzlich unterschiedlichen Darstellungseigenschaften führen. Die Darstellung des Auges in der blauen und orangen Schicht stimmen weitgehend überein. Deutlich unterschiedliche Bildinhalte treten jedoch auf, wenn die Winkel der Augenachse und der Schichtorientierung (orange und blaue Schichtorientierungen) deutlich voneinander abweichen (rechte Abbildung).

Von entscheidender Bedeutung für die Parametrisierung der Detailsegmentierung sind die Informationen über die Darstellungseigenschaften. Von vorrangiger Bedeutung sind dabei die Grauwerteigenschaften im Bereich der Organkanten, da diese Informationen zur Abgrenzung des Organs vom umgebenden Gewebe benötigt werden.

Die Darstellungseigenschaften der Organkanten können durch Parameter wie mittlerer Grauwert im Bereich der Kante, mittlerer Grauwert innerhalb und außerhalb der Organkante oder durch den Kontrast zwischen dem Organinneren und -äußeren beschrieben werden. Aufgrund des Fehlens von objektiven Kriterien zur Beurteilung der Ähnlichkeit von Darstellungseigenschaften, können im Rahmen dieser Arbeit keine abschließenden Aussagen darüber gemacht werden, welches Kriterium am besten für die Bestimmung der Ähnlichkeit geeignet ist. Eine detaillierte Untersuchung der geeigneten Auswahl von Ähnlichkeitskriterien findet sich in [Kun01]. Für die Durchführung der im nachfolgendem Kapitel beschriebenen Tests werden die oben genannten Kriterien alternativ angewandt.

Bei dem Entwurf des Ähnlichkeitskriteriums sollten alle Aspekte wie Bildkontext, Anatomie, Orientierung und Darstellungseigenschaften berücksichtigt werden. Dabei sind die Parameter in harte und wei-

che Vergleichskriterien zu unterscheiden. Der Bildkontext ist als ein hartes Kriterium anzusehen, denn egal wie gut die Anatomie und Orientierung zwischen einem CT- und einem MRT-Datensatz übereinstimmen, die Darstellungseigenschaften sind so unterschiedlich, daß ein sinnvoller Wissenstransfer zwischen diesen unterschiedlichen Bildmodi nicht möglich ist. Zusätzlich wirkt sich auch die Schichtorientierung so grundlegend auf die Darstellung der Augenstrukturen aus, daß Referenzmodell und aktueller Datensatz in diesem Punkt so gut wie möglich übereinstimmen sollten. Ähnlich wichtig ist das Übereinstimmen der Datensätze in den Darstellungseigenschaften, da nur dadurch eine Übertragbarkeit der Segmentierung gewährleistet werden kann. Eine gewisse Toleranz kann beim Vergleich der Proportionen des Auges angewandt werden, da sich diese Unterschiede weder auf die Darstellungseigenschaften noch auf die Detailsegmentierung maßgeblich auswirken.

#### **4.1.6 Bestimmen des aktuellen Bildkontextes**

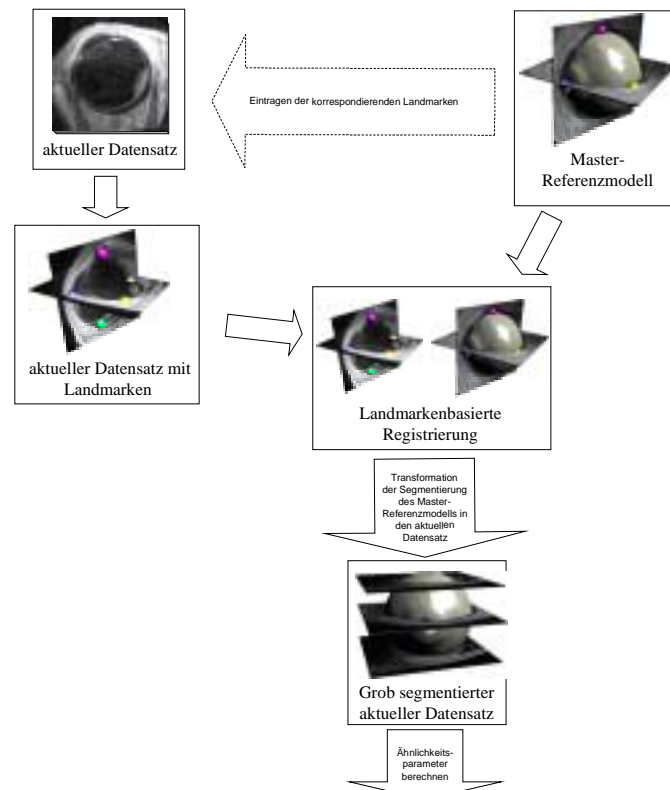
Um ein Referenzmodell aus der Referenzdatenbank auszuwählen, das am besten mit dem aktuellen Datensatz übereinstimmt, müssen die im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen Ähnlichkeitsparameter für den aktuellen Datensatz berechnet und mit den Werten der Referenzmodelle verglichen werden. Bei der Berechnung der für die Selektionsschritte notwendigen Parameter besteht jedoch das Problem, daß Bildkontext, Orientierung, Anatomie und lokale Darstellungseigenschaften nicht ohne weiteres aus dem unbearbeiteten Datensatz abgelesen werden können. Gerade für die Beschreibung der Anatomie, der Orientierung und der lokalen Darstellungseigenschaften ist zunächst eine grobe Interpretation der Bilddaten notwendig, die ungefähr die Organkanten beschreibt. Ein Vergleich von Datensätzen allein auf der Basis von globalen Beschreibungsparametern wäre nicht aussagekräftig genug.

Um Orientierung und ungefähre Proportionen des Auges in einem neuen, zu bearbeitenden Datensatz bestimmen zu können, müssen daher zunächst die Positionen der oben beschriebenen Landmarken ermittelt werden. Darüber hinaus wird eine grobe Segmentierung der Organkanten benötigt, damit die Darstellungseigenschaften in diesem Bereich berechnet werden können. Eine grobe Segmentierung ist unverzichtbar, um die gesuchten Ähnlichkeitsparameter zu bestimmen, die zur Auswahl eines ähnlichen Referenzmodells benötigt werden. Andererseits würde es keinen Sinn machen, den Datensatz grob manuell zu segmentieren, da der hierfür erforderliche Arbeitsaufwand die modellbasierte Segmentierung in Frage stellen würde. Es muß also ein Weg gefunden werden, wie eine grobe Segmentierung des aktuellen Datensatzes durch einen möglichst geringen Arbeitsaufwand erreicht werden kann.

Korrespondierend zu dem Gesamtkonzept der modellbasierten Bildverarbeitung wird die grobe Segmentierung erreicht, indem ein typisches Referenzmodell an den aktuellen Datensatz angepaßt wird. Durch die Verwendung eines Referenzmodells zur Erstellung der groben Segmentierung muß keine vollständige Segmentierung vorgenommen werden, sondern es kann durch das Lokalisieren der oben beschriebenen Landmarken im aktuellen Bildmaterial die ungefähre Position, Form und Orientierung des Auges berechnet werden. Die benötigte grobe Segmentierung kann anschließend aus dem Referenzmodell übernommen werden, indem die Segmentierung des Referenzmodells an die lokalisierten Landmarken im aktuellen Datensatz angepaßt und kopiert wird. Das Berechnen der Eigenschaften und das Übertragen der Segmentierung des Referenzmodells in den aktuellen Datensatz wird möglich, indem im aktuellen Datensatz die gleichen Landmarken an korrespondierenden Stellen wie beim Referenzmodell plazierte werden.

Das Übertragen der Segmentierung stellt eine wichtige Informationsquelle zur Selektion des ähnlichsten Referenzmodells dar. Damit die zu erwartende Korrektheit der übertragenen groben Segmentierung möglichst groß ist, muß bei der Auswahl bereits sichergestellt werden, daß das Referenzmodell mit dem aktuellen Datensatz in den grundlegenden Eigenschaften übereinstimmt. Um diese Übereinstimmung sicherzustellen, wird wie in Abschnitt 4.1.6.1 beschrieben zunächst der allgemeine Bildkontext des aktuellen Datensatzes bestimmt. Anhand der dabei ermittelten Informationen wird anschließend ein Master-

Referenzmodell ausgewählt, das einen typischen Datensatz für den festgestellten Bildkontext repräsentiert. Dadurch wird sichergestellt, daß bereits die grobe Segmentierung eine vergleichsweise gute Annäherung der tatsächlichen Organgrenzen darstellt.



**Abbildung 4.5: Verarbeitungspipeline zur Bestimmung der Ähnlichkeitsparameter**

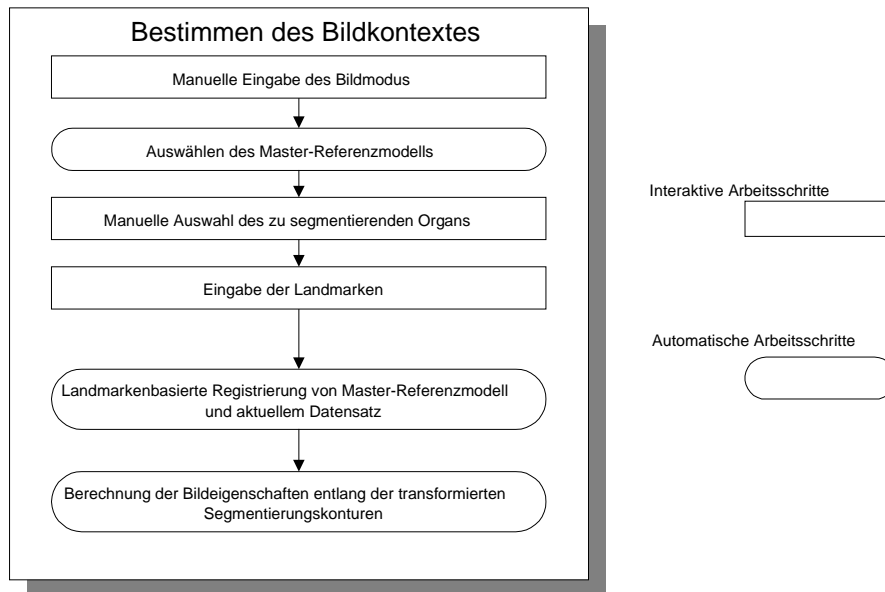
Die Abbildung zeigt die Schritte zur Bestimmung der Ähnlichkeitsparameter. Zunächst werden in den aktuellen Datensatz Landmarken eingegeben, die in ihren Positionen mit den Landmarken im Referenzmodell korrespondieren. Anschließend werden diese Landmarken für die Durchführung einer landmarkenbasierten Registrierung von aktuellem Datensatz und Master-Referenzmodell herangezogen. Dadurch kann die Segmentierung des Master-Referenzmodells in den aktuellen Datensatz übernommen werden.

Dieses Master-Referenzmodell ist dabei absolut identisch mit den anderen Referenzmodellen in der Referenzdatenbank. Der einzige Unterschied besteht darin, daß durch eine kompetente Fachkraft festgestellt wurde, daß dieses Master-Referenzmodell einen charakteristischen Datensatz mit der üblichen Form des Auges und den erwarteten Darstellungseigenschaften darstellt. Dementsprechend wird für jeden allgemeinen Bildkontext ein Master-Referenzmodell ausgewählt, das für die Bearbeitung von entsprechendem Bildmaterial genutzt werden soll.

Die Anpassung der Segmentierung des Master-Referenzmodells an die Landmarken im aktuellen Datensatz wird durch eine landmarkenbasierte Registrierung erreicht. Abbildung 4.5 veranschaulicht die Vorgehensweise zur Bestimmung der groben Segmentierung. Aufgrund der spezifischen Problemstellungen bei dem gegebenen Bildmaterial und den charakteristischen anatomischen Eigenschaften des Auges, wurden mehrere Verfahren zur landmarkenbasierten Registrierung entwickelt, die im Abschnitt 4.1.6.4 beschrieben werden.

Um letztendlich die Segmentierung des Master-Referenzmodells als grobe Segmentierung in den aktuellen Datensatz überführen zu können, müssen aus den Organoberflächen des registrierten Master-Referenzmodells die Segmentierungskonturen für den aktuellen Datensatz berechnet werden. Anhand

dieser Segmentierungskonturen können dann in den nachfolgenden Verarbeitungsschritten die gesuchten anatomischen Eigenschaften und Darstellungseigenschaften berechnet werden.



**Abbildung 4.6: Schritte zur Bestimmung des Bildkontextes**

Die Abbildung zeigt die Schritte zur Bestimmung des Bildkontextes. Die Rechtecke repräsentieren die interaktiv durchzuführenden Schritte, während die durch runde Kästen dargestellten Schritte automatisch ausgeführt werden.

Zur Bestimmung des aktuellen Bildkontextes müssen demnach die folgenden Verarbeitungsschritte durchgeführt werden:

1. Bestimmen des allgemeinen Bildkontextes (Bildmodus, Schichtorientierung, etc.),
2. Auswahl des Master-Referenzmodells, das den gleichen Bildkontext wie der aktuelle Datensatz aufweist,
3. Eingeben der Landmarken im aktuellen Datensatz korrespondierend zu den Landmarken im Master-Referenzmodell,
4. Landmarkenbasierte Registrierung von Master-Referenzmodell und aktuellem Datensatz anhand der in beiden Datensätzen vorhandenen korrespondierenden Landmarken,
5. Bestimmen der groben Segmentierung für den aktuellen Datensatz aus den registrierten Organoberflächen des Master-Referenzmodells,
6. Berechnen der anatomischen Ähnlichkeitsparameter für den aktuellen Datensatz und
7. Berechnen der Darstellungseigenschaften für den aktuellen Datensatz.

Abbildung 4.6 veranschaulicht die Schritte zur Bestimmung des aktuellen Bildkontextes. Dabei wird zwischen den interaktiv durchzuführenden Schritten und jenen Schritten unterschieden, die automatisch ausgeführt werden. Der einzige interaktive Arbeitsaufwand für das Übertragen der Segmentierung besteht für den Benutzer im Platzieren der Landmarken und der Auswahl des zu segmentierenden Organs. Der Zeitaufwand für diese Arbeiten beläuft sich auf ungefähr 20-30 Sekunden und liegt damit deutlich unter einer manuellen Segmentierung. Selbst bei einer Erhöhung der Anzahl der Landmarken für komplexere Organe wie beispielsweise Leber oder Lunge würde der interaktive Arbeitsaufwand gering bleiben. In den

nachfolgenden Abschnitten 4.1.6.1 bis 4.1.6.6 wird die Umsetzung der in Abbildung 4.6 dargestellten Verarbeitungsschritte detailliert beschrieben.

#### **4.1.6.1 Bestimmen des allgemeinen Bildkontextes**

Der allgemeine Bildkontext umfaßt die Angaben zum Bildmodus (CT, MRT-T1, MRT-T2...) zur Schichtorientierung (axial, coronar oder sagittal) und den dargestellten Organen (Schädel, Orbita). Da die dargestellten Organe für das weitgehend einheitliche Bildmaterial immer gleich sind, kann diese Information unberücksichtigt bleiben. Wichtig ist jedoch die Bestimmung des Bildmodus und der Schichtorientierung.

Zur Klärung dieser Fragestellungen bieten sich mehrere Lösungskonzepte an. Medizinische Bildformate speichern in der Regel im ersten Teil der Bilddatei, dem sogenannten Header, Angaben zur Größe des Bildes, zur Grauwerttiefe, dem angewandten Aufnahmemodus und anderen Bildeigenschaften ab. Die einfachste und schnellste Lösung zur Bestimmung der fraglichen Angaben zum Bildkontext besteht daher im Auslesen dieses Headers. Besitzt der zu segmentierende Datensatz keinen Header oder können die Informationen aufgrund von Inkompatibilitäten der Dateiformate nicht ausgelesen werden, müssen alternative Strategien angewandt werden. Prinzipiell kann man sich zwischen automatisierten und interaktiven Verfahren entscheiden.

Eine automatisierte Bestimmung des Bildmodus wäre gegebenenfalls durch histogrammbasierte Analyseverfahren möglich. CT- und MRT-Daten unterscheiden sich in ihren globalen Grauwerteigenschaften voneinander und könnten daher vergleichsweise gut unterschieden werden. Bei den MRT-Daten müssen zusätzlich T1- und T2-Aufnahmen der Orbita voneinander abgegrenzt werden. Solange es sich um reine T1- und T2-Aufnahmen handelt, wäre eine Unterscheidung anhand der Grauwertprofile möglich. Sobald jedoch davon abweichende Sequenzen angewandt werden, ist ein Scheitern der histogrammbasierten Analyseverfahren wahrscheinlich, da sich die Grauwerteigenschaften zwischen den verschiedenen Bildmodi nicht in jedem Fall unterscheiden. Ebenfalls schwierig gestaltet sich die automatisierte Unterscheidung der Schichtorientierungen. Im Unterschied zu den CT-Daten können MRT-Daten mit beliebigen Schichtorientierungen aufgenommen werden. Grundsätzliche Unterschiede in den globalen Grauwerteigenschaften zwischen den verschiedenen Orientierungen können jedoch nicht ohne weiteres festgestellt werden.

Um die Bestimmung des Bildmodus zu automatisieren wäre dementsprechend die Entwicklung von angepaßten Analyseverfahren notwendig. Wie hoch die Erfolgsaussichten solcher Analyseverfahren sind, kann im Vorfeld nur schwer abgeschätzt werden. Andererseits müssen die Angaben über den allgemeinen Kontext in jedem Fall korrekt sein, da alle weiteren Verarbeitungsschritte auf diesen Informationen aufsetzen. Sollten bereits bei diesem ersten Verarbeitungsschritt Fehler gemacht werden, ist die Wahrscheinlichkeit, daß sich dieser Fehler auf die folgenden Schritte negativ auswirkt und damit die Segmentierung an sich in Frage stellt, sehr hoch.

Die hohen Anforderungen und die Variabilität der Bildeigenschaften zwischen den verschiedenen Bildmodi würden einen beträchtlichen Entwicklungsaufwand für eine Vielzahl speziell angepaßter Analysealgorithmen erforderlich machen. Für die klinische Routine wäre dadurch jedoch eine nur geringe Verbesserung der diagnostischen Möglichkeiten erreicht, da der Großteil des Arbeitsaufwandes die detaillierte Segmentierung der Organe darstellt. Einen praxisrelevanten Sinn gewinnt die Automatisierung dieses Schrittes daher erst dann, wenn die Detailsegmentierung stabil funktioniert und in der klinischen Routine akzeptiert wurde. Ist diese Voraussetzung in der Zukunft gegeben, würde die Automatisierung der Bestimmung des allgemeinen Bildkontextes eine vollständige Automatisierung der Bildsegmentierung ermöglichen. Doch von der Lösung des Problems Detailsegmentierung ist die Bildverarbeitung heute noch weit entfernt.

Um einerseits den hohen Anforderungen an die Zuverlässigkeit dieses Schrittes gerecht zu werden, andererseits den Entwicklungsaufwand in ein sinnvolles Verhältnis zum wissenschaftlichen und medizinischen Nutzen zu stellen, wurde die Bestimmung des Bildkontextes durch die folgenden Verarbeitungsschritte realisiert:

1. Der Bild-Header wird ausgewertet, um die Angaben zu Bildmodus und Schichtorientierung auszulesen.
2. Können keine oder nur unvollständige Angaben aus dem Header ausgelesen werden, wird der Benutzer aufgefordert, die fehlenden Informationen manuell anzugeben (siehe Abbildung 4.7).



**Abbildung 4.7: Manuelle Auswahl des Bildmodus**

Der eingeladene Datensatz ist im Hauptfenster links zu sehen. Konnten die Angaben zu dem allgemeinen Kontext nicht aus dem Header des Datensatzes ausgelesen werden, werden sie anhand von Combo-Boxen nachgetragen.

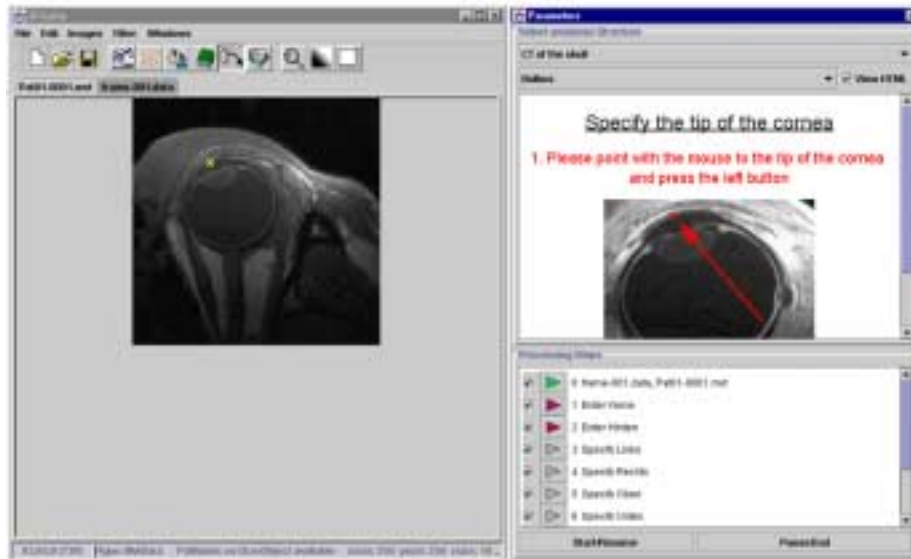
#### 4.1.6.2 Auswahl des Master-Referenzmodells

In einer Konfigurationsdatei wird vor der Nutzung der modellbasierten Bildverarbeitung spezifiziert, welche Master-Referenzmodelle bei den jeweiligen Bildkontexten geladen werden sollen. Wurden die Angaben zum allgemeinen Kontext des aktuellen Datensatzes aus dem Header ausgelesen oder vom Benutzer eingegeben, kann das entsprechende Master-Referenzmodell automatisch ausgewählt und geladen werden.

#### 4.1.6.3 Plazieren der Landmarken

Nachdem der Bildkontext des aktuellen Datensatzes bestimmt und ein entsprechendes Master-Referenzmodell ausgewählt worden ist, muß im nächsten Schritt die Segmentierung des Master-Referenzmodells in den aktuellen Datensatz übertragen werden. Dieses Übertragen der Segmentierung erfordert die Lokalisation der Landmarken im aktuellen Datensatz, die zu den Landmarken im Master-Referenzmodell korrespondieren. Für diese Lokalisation ist eine solide Kenntnis des Bildmaterials durch den Benutzer notwendig, da selbst für den Menschen die Interpretation der medizinischen Bilddaten ohne einen entsprechenden Erfahrungshorizont in der Regel nicht möglich ist. Entsprechend der Anlage des Referenzmodells muß der Benutzer die Spitze der Kornea, den Sehnerv und die Muskelansätze identifizieren (vergleiche Abschnitt 4.1.3).





**Abbildung 4.8: Eintragen der Landmarken in den aktuellen Datensatz**

Im Tool-Fenster (rechts) wird dem Benutzer automatisch angezeigt, wo die Landmarken zu setzen sind. Dadurch können auch unerfahrene Benutzer die Segmentierung ohne Einarbeitungszeit nutzen.

Für eine benutzerfreundliche Eingabe der Landmarken wird der Benutzer anhand eines Segmentierungsskripts durch die einzelnen Arbeitsschritte geführt. Schrittweise wird dem Benutzer anhand von eingblendeten Abbildungen im Tool-Fenster dargestellt, wo sich die Landmarken im Referenzmodell befinden und gebeten, die entsprechende Landmarke an der anatomisch korrespondierenden Position im aktuellen Datensatz zu plazieren (siehe Abbildung 4.8).

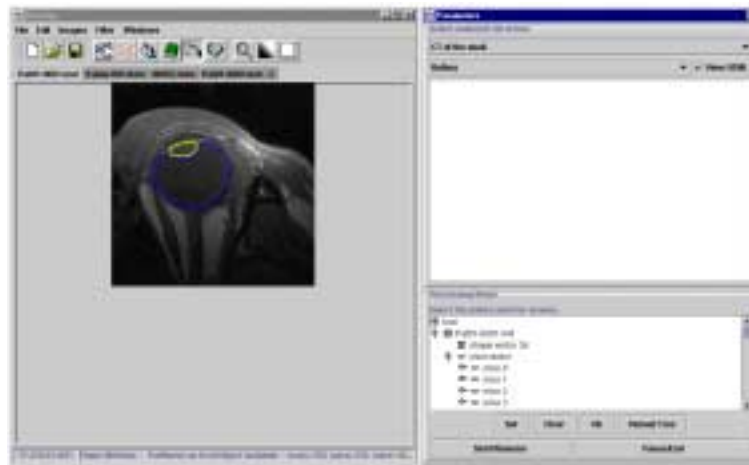
Die Beschreibungen für den Benutzer, wo sich die Landmarken befinden, werden in Form von HTML-Seiten abgespeichert und im Tool-Fenster dargestellt. Die Bilder können dabei direkt aus dem Master-Referenzmodell geladen und in die HTML-Seite eingefügt werden. Dadurch können sowohl die Segmentierung als auch die Anweisungen für den Benutzer automatisch durch das Austauschen des Master-Referenzmodells angepaßt werden. Anweisungen und Plazieren der Landmarken werden über ein Segmentierungsskript miteinander synchronisiert. Dabei besitzt der Benutzer noch während der Durchführung die Freiheit auszuwählen, welche Landmarken er einfügen möchte und welche nicht, indem er im Skript-Fenster die individuellen Landmarken durch Setzen des Toggle-Buttons auswählt (siehe Abbildung 4.8, rechts unten im Tool-Fenster).

Wenngleich der Benutzer angehalten sein sollte, die Landmarken so präzise wie möglich einzugeben, sind Fehlpositionierungen im Millimeterbereich durchaus akzeptabel. Die eingegebenen Landmarken werden lediglich dazu genutzt, die Segmentierung des Master-Referenzmodells und anschließend des Referenzmodells in den aktuellen Datensatz zu übertragen. Die Segmentierung wird dadurch innerhalb eines Toleranzbereichs nicht beeinträchtigt. Bestimmt wird dieser Toleranzbereich durch die räumliche Toleranz der Detailsegmentierung, die im Abschnitt 4.1.8 beschrieben wird.

#### **4.1.6.4 Landmarkenbasierte Registrierung von Master-Referenzmodell und aktuellem Datensatz**

Die landmarkenbasierte Registrierung wird angewandt, um die Segmentierung des Master-Referenzmodells in den aktuellen Datensatz zu übertragen. Dadurch kann eine grobe Segmentierung des aktuellen Datensatzes erreicht werden, anhand derer dann die anatomischen Eigenschaften und Darstellungseigenschaften der betrachteten Organe bestimmt werden (vergleiche Abbildung 4.9). Hierzu werden

die Landmarken im Master-Referenzmodell und die im vorangegangenen Verarbeitungsschritt eingegebenen korrespondierenden Landmarken im aktuellen Datensatz genutzt.



#### **Abbildung 4.9: Übertragen der Segmentierung in den aktuellen Datensatz**

Die Segmentierung des Master-Referenzmodells wurde in den aktuellen Datensatz transformiert. Anhand der so durchgeführten Grobsegmentierung können im sich anschließenden Schritt die anatomischen Eigenschaften und die Darstellungseigenschaften berechnet werden.

Die landmarkenbasierte Registrierung spielt eine wichtige Rolle für die nachfolgenden Verarbeitungsschritte der modellbasierten Segmentierung, da die Präzision der Registrierungsergebnisse entscheidet, wie gut und korrekt die anschließend berechneten Informationen über den aktuellen Datensatz sind. Da diese Informationen die Grundlage für die Auswahl des Referenzmodells darstellen, wirken sich die Ergebnisse der landmarkenbasierten Registrierung auf alle nachfolgenden Schritte einschließlich der Detailsegmentierung aus.

Aus diesem Grund wurden vier verschiedene Ansätze zur landmarkenbasierten Registrierung von aktuellem Datensatz und Master-Referenzmodell entwickelt, die jeweils auf ihre Stärken und Schwächen untersucht werden sollten:

- Landmarkenbasierte Registrierung anhand von affinen Transformationen,
- Landmarkenbasierte Registrierung anhand von affinen Transformationen und Scherung,
- Landmarkenbasierte Registrierung anhand von affinen Transformationen und anschließendem lokalem Morphing und
- Landmarkenbasierte Registrierung anhand einer proprietären Anpassungsstrategie.

In den nachfolgenden Abschnitten 4.1.6.4.1 bis 4.1.6.4.4 werden die vier Verfahren detailliert beschrieben.

##### **4.1.6.4.1 Affine Transformation**

Beim ersten Verfahren zur landmarkenbasierten Registrierung sollten lediglich globale Transformationen zur Anpassung des Master-Referenzmodells in der Position, der Orientierung und der Skalierung angewandt werden. Die Anwendung von globalen Anpassungsstrategien erscheint sinnvoll, da durch sie die anatomisch sinnvolle Form der Organoberflächen aus dem Master-Referenzmodell erhalten bleibt. Zur Realisierung solcher globalen Transformationen bietet sich die Anwendung von affinen Transformationen an, die durch homogene Transformationsmatrizen umgesetzt werden können [Fol91].

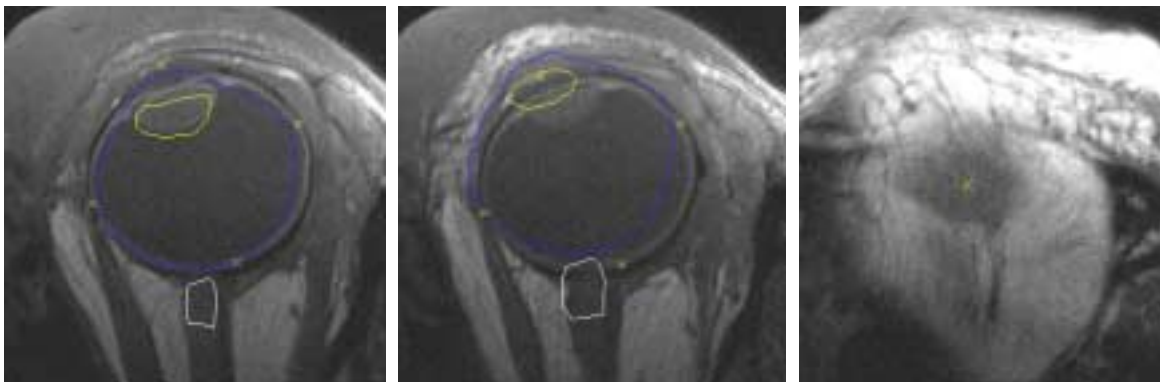
Da die affinen Transformationen zunächst keine Scherungen einschließen, können nur drei Landmarken bei der Definition der Transformationsmatrix berücksichtigt werden. Wurden mehr als drei Landmarken eingegeben, stellt die Berechnung der Transformationsmatrix ein Optimierungsproblem dar: Es müssen zunächst jene drei Landmarken bestimmt werden, mit denen Master-Referenzmodell und aktueller Datensatz möglichst gut aneinander angepaßt werden. Als „möglichst gut“ wird in diesem Zusammenhang definiert, daß der mittlere quadratische Abstand zwischen den Landmarken im aktuellen Datensatz und den transformierten Landmarken des Master-Referenzmodells möglichst gering sein sollte. Für die Berechnung der geometrischen Transformation werden die folgenden Verarbeitungsschritte durchgeführt:

- 1) **Berechnung der Transformation und des mittleren quadratischen Abstands:** Aus den eingegebenen Landmarken muß für alle Permutationen mit drei Landmarken die Transformation und der mittlere quadratische Abstand der verbleibenden Landmarken berechnet werden. Die Reihenfolge der Landmarken spielt bei der Bestimmung der Transformation eine Rolle. Wurden  $n$  Landmarken eingegeben, existieren  $n!/3!$  mögliche Permutationen. Bei sechs Landmarken müssen dementsprechend  $6!/3!=120$  Konstellationen getestet werden. Zur Berechnung der Transformationsmatrizen und der dazugehörigen mittleren quadratischen Abstände werden die folgenden Berechnungsschritte durchgeführt:
  - a) **Definition der Koordinatensysteme:** Da die Auflösung von Master-Referenzmodell und aktuellem Datensatz in der Regel unterschiedlich ist, muß zunächst ein einheitliches Koordinatensystem definiert werden. Hierzu werden die orthogonalen Koordinatenachsen an die jeweilige Voxelgröße angepaßt.
  - b) **Matching des ersten Punktes:** Für den ersten der drei Punkte wird zunächst der translatorische Unterschied kompensiert. Hierfür wird der Verschiebungsvektor zwischen der ersten Landmarke in beiden Datensätzen bestimmt. Anschließend wird der Master-Referenzdatensatz um diesen Vektor verschoben, so daß die ersten Landmarken beider Datensätze genau übereinander liegen.
  - c) **Rotation des Modells, um den Winkel des zweiten Punktes anzupassen:** Nachdem die ersten Landmarken in Übereinstimmung gebracht wurden, sollen nun die zweiten Landmarken in beiden Datensätzen aneinander angepaßt werden. Hierzu wird zunächst der Rotationsunterschied eliminiert. Rotationszentren sind die abgeglichenen ersten Landmarken. Die Gesamtrotation setzt sich aus zwei Einzelrotationen zusammen: aus der Rotation bezogen zur x-y-Ebene und der Rotation bezogen zur y-z-Ebene. Beide Rotationswinkel können anhand von Vektoralgebra (Skalar- und Vektorprodukt) bestimmt und zu einer Gesamtrationsmatrix zusammengefaßt werden.
  - d) **Skalierung anhand des zweiten Punktes anpassen:** Wurde der Orientierungswinkel zwischen erster und zweiter Landmarke angepaßt, kann immer noch ein Unterschied in der Länge der Verbindungsstrecke bestehen. Um diesen Unterschied zu kompensieren, wird eine Skalierung angewandt. Als Skalierungsfaktor wird der Quotient beider Vektorbeträge, als Skalierungsrichtung der Verbindungsvektor zwischen erster und zweiter Landmarke benutzt.
  - e) **Rotation, zur Anpassung des dritten Punktes:** Nachdem nun die ersten beiden Punkte in Übereinstimmung gebracht wurden, muß noch der dritte Punkt angepaßt werden, um die Transformation in allen drei Raumkoordinaten zu definieren. Als Rotationsachse wird in diesem Fall die durch die ersten beiden Landmarken aufgespannte Gerade benutzt. Der Rotationsunterschied kann wiederum durch Vektoralgebra (Skalar- und Kreuzprodukt) berechnet werden. Anschließend wird das Master-Referenzmodell um den berechneten Winkel gedreht.
  - f) **Skalierung, um die z-Komponente des dritten Punktes anzupassen:** Im letzten Transformationsschritt muß noch der Abstand des dritten Punktes von der Achse, die durch die Landmarken

eins und zwei aufgespannt wird, angepaßt werden. Hierzu wird der Quotient zwischen den Abständen der dritten Landmarke zur Achse berechnet und anschließend ausgehend von der Achse rechtwinklig in Richtung der dritten Landmarke skaliert. Diese Transformation führt in der Regel nicht dazu, daß die dritten Landmarken beider Modelle genau übereinander liegen, da immer noch eine Translation parallel zur Rotationsachse möglich ist. Eine Scherung soll jedoch nicht angewandt werden, um den Unterschied zu eliminieren, da dies anatomisch gesehen unter Umständen nicht sinnvoll wäre.

- g) **Berechnen des mittleren quadratischen Abstandes:** Um zu quantifizieren, wie gut die Transformation das Master-Referenzmodell an den aktuellen Datensatz anpaßt, wird der mittlere quadratische Abstand zwischen den Landmarken des aktuellen Datensatzes und den transformierten Landmarken des Master-Referenzmodells berechnet. Hierfür wird für alle Landmarken jeweils der Betrag des Abstandes berechnet und quadriert. Der quadrierte Betrag wird für alle Landmarken summiert. Abschließend wird der Wert durch die Anzahl der Landmarken dividiert.
- 2) **Auswahl der Transformation, für die der mittlere quadratische Abstand am geringsten ist:** Um festzustellen, welche drei Landmarken das Master-Referenzmodell am besten in den aktuellen Datensatz transformieren, werden die mittleren quadratischen Abstände für alle Transformationen verglichen und jene Transformationen ausgewählt, für die der Wert am geringsten ist.
- 3) **Anwenden der optimalen Transformation:** Die als optimal identifizierte Transformation wird auf das Master-Referenzmodell angewandt.

Erste Tests haben gezeigt, daß bei einer weitgehenden Übereinstimmung der Proportionen von Master-Referenzmodell und aktuellem Datensatz nur geringe Abweichungen zwischen den Landmarken auftreten (siehe Abbildung 4.10, links). Weichen die Proportionen jedoch beträchtlich voneinander ab oder wählt der Optimierungsalgorithmus Punkte aus, die gegebenenfalls schlecht positioniert waren, kommt es zu beträchtlichen Abweichungen zwischen den transformierten Kontur und der tatsächlichen Organkante im aktuellen Datensatz (Abbildung 4.10, Mitte). Die schwierigste Aufgabe bestand dabei für die Benutzer in erster Linie darin, die obere und die untere Landmarke korrekt zu positionieren. Eine häufige Ursache für Fehlpositionierungen der oberen und untere Landmarke stellen die starken Partialvolumeneffekte im Bereich dieser Landmarken dar (vergleiche Abbildung 4.10, rechts)

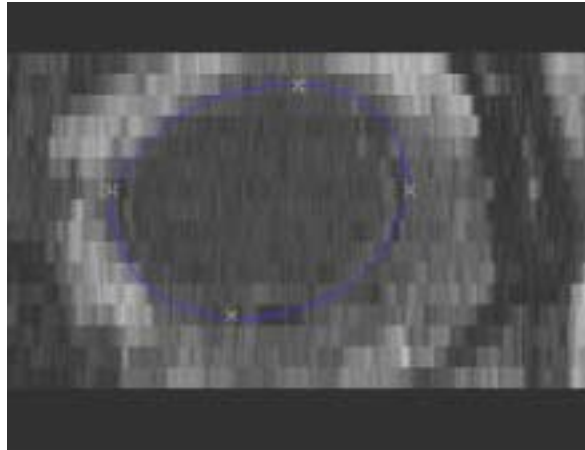


**Abbildung 4.10: Ergebnisse der einfachen geometrischen Anpassung**

Die Ergebnisqualität wird maßgeblich durch die Platzierung sämtlicher Landmarken beeinflusst. Links: Die Anpassung des Modells allein aufgrund geometrischer Anpassung liefert gute Ergebnisse, weil die Landmarken gut platziert wurden und Master-Referenzmodell und aktueller Datensatz weitgehend übereinstimmen. Oft kommt es jedoch bei der oberen und unteren Landmarke aufgrund der Partialvolumeneffekte zu einer unpräzisen Positionierung (rechts). In solchen Fällen liefert die rein geometrische Anpassung unzureichende Ergebnisse (Mitte).

#### 4.1.6.4.2 Affine Transformation und Scherung

Bei der landmarkenbasierten Registrierung mittels affiner Transformation und Scherung werden zusätzlich zur im vorangegangenen Abschnitt beschriebenen affinen Transformation mehrere Scherungen anhand der verbleibenden Landmarken angewandt. Durch die Scherungen besteht die Möglichkeit, das Master-Referenzmodell in sämtlichen Landmarken an den aktuellen Datensatz anzupassen.



#### **Abbildung 4.11: Probleme bei der Anpassung mit Scherung**

Durch die Anwendung von Scherungen zur Anpassung des Master-Referenzmodells an den aktuellen Datensatz können bei ungünstiger Positionierung der oberen und unteren Landmarken asymmetrische Eierformen entstehen, die anatomisch nicht realitätstreu sind.

Hierzu werden im ersten Schritt die ersten Landmarken 1, 2 und 3 in der zentralen Schicht durch Anwendung der geometrischen Anpassung in Übereinstimmung gebracht. Anschließend werden anhand der Landmarken 5 und 6 die jeweiligen Hemisphären der zentralen Ebene so geschert und skaliert, daß die Landmarken von Referenzmodell und aktuellem Datensatz übereinander liegen.

Doch Tests zeigten schnell die mit der Scherung verbundenen Nachteile. Ähnlich wie beim ersten Ansatz führte eine ungünstige Plazierung der Landmarken in den Schichten mit starken Partialvolumeneffekten zu unerwünschten Anpassungsergebnissen. Durch die separate Scherung beider Hemisphären traten anatomisch unmögliche Asymmetrien und Deformationen auf (siehe Abbildung 4.11), die eine Anwendung dieser Registrierungsmethode in medizinischer Hinsicht nicht sinnvoll erscheinen lassen.

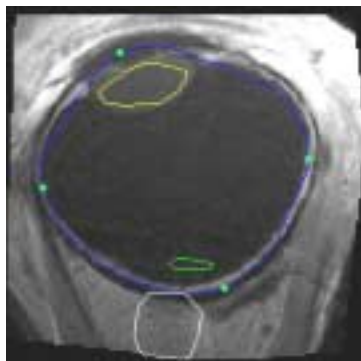
#### 4.1.6.4.3 Affine Transformation und lokales Morphing

Die landmarkenbasierte Registrierung anhand von affinen Transformationen und lokalem Morphing wird in zwei Schritten durchgeführt. Zunächst werden das Master-Referenzmodell und der aktuelle Datensatz grob aneinander ausgerichtet, indem die landmarkenbasierte Registrierung mittels affiner Transformationen aus Abschnitt 4.1.6.4.1 angewandt wird. Dabei werden grobe Unterschiede in Skalierung, Rotation und Translation minimiert. Anschließend werden zwischen den noch nicht in Übereinstimmung gebrachten Landmarken Korrespondenzvektoren konstruiert. Diese Korrespondenzvektoren werden mittels Radial-Basis-Interpolation [Rup95] auf den gesamten Datensatz interpoliert. Die Segmentierungskonturen des Master-Referenzmodells werden dann entlang der interpolierten Korrespondenzvektoren in den aktuellen Datensatz kopiert.

Für die Durchführung dieser Registrierungsmethode werden die folgenden Verarbeitungsschritte durchgeführt:

1. **Anwendung der landmarkenbasierten Registrierung mittels affiner Transformationen** (vergleiche Abschnitt 4.1.6.4.1).
2. **Eintragen der Verschiebungsvektoren:** Zwischen den Landmarken, die nicht übereinander liegen, werden Korrespondenzvektoren konstruiert und in eine dreidimensionale Verschiebungsvektormatrix eingetragen.
3. **Radial Basis Interpolation:** Die Korrespondenzvektoren werden mittels Radial Basis Interpolation auf das gesamte Datenvolumen interpoliert [Rup95].
4. **Master-Referenzmodell anpassen:** Das Master-Referenzmodell wird an den aktuellen Datensatz angepaßt, indem sowohl der Referenzdatensatz als auch die Referenzsegmentierung entlang der Transformationspfade in den aktuellen Datensatz kopiert werden.

Verschiedene Tests haben auch bei diesem Registrierungsverfahren Schwachstellen aufgezeigt. Hauptproblem stellt dabei die lokale und globale Steuerung der Interpolationspfade dar. Während bei globalen Transformationen wie Rotation, Skalierung und Translation die anatomische Grundform beibehalten wird, kann es bei einer lokalen Transformation zu Verformungen kommen, die anatomisch nicht sinnvoll sind (siehe Abbildung 4.12). Diese ungewollten Verformungen sind um so stärker ausgeprägt, je länger die Verschiebungsvektoren noch nach der geometrischen Registrierung sind. Folglich führte die Anwendung der Radial Basis Interpolation in einzelnen Fällen eher zu einer Verschlechterung des Registrierungsergebnisses gegenüber der einfachen geometrischen Transformation.



**Abbildung 4.12: Beispielhafte Schicht eines durch Radial-Basis-Interpolation registrierten Datensatzes**

Die vier grünen Punkte zeigen die für die Registrierung angewandten Landmarken. Durch die lokale Kontrolle der Landmarken hat die Interpolation keine runde, sondern eine davon deutlich abweichende, anatomisch nicht sinnvolle Bulbus-Form erzeugt. Eine koordinierte Deformation ist bei lokalen Interpolationsfunktionen generell schwierig. Eine Steuerung dieser Verfahren zur Einhaltung von anatomisch sinnvollen Organformen erscheint nur bei beträchtlichem Aufwand möglich zu sein.

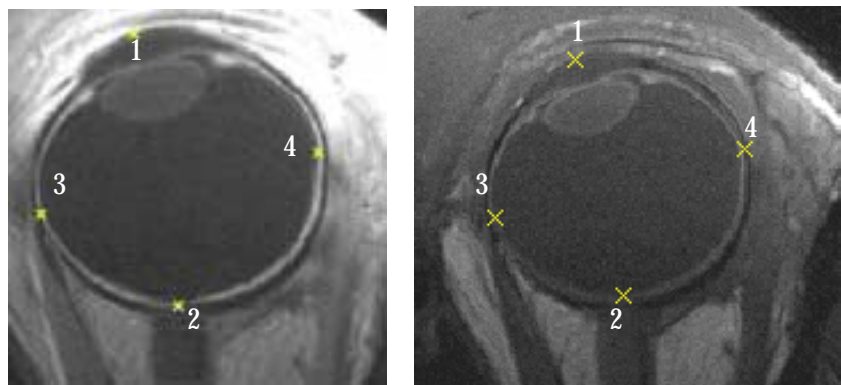
Das Problem bei der Anwendung von lokalen Registrierungsverfahren besteht in der Kontrolle der Interpolationsfunktion. Es ist nicht möglich, die Transformationsfunktion so zu konfigurieren, daß die sphärische Oberflächenform des Bulbus erhalten bleibt. Die Anwendung solcher Registrierungsverfahren erscheint daher nur dann sinnvoll, wenn die Länge der verbleibenden Korrespondenzvektoren recht klein ist oder die Anzahl der Landmarken drastisch erhöht werden würde. Dies würde jedoch der Forderung nach einem geringen Arbeitsaufwand widersprechen, da die Zeit für das Eingeben der Landmarken deutlich erhöht werden müßte. Darüber hinaus ist anzuzweifeln, daß sich so viele anatomische Landmarken identifizieren lassen, die der Benutzer mit einer akzeptablen Präzision eingeben kann.

#### 4.1.6.4.4 Proprietäre Registrierung

Die bisher beschriebenen Ansätze zur landmarkenbasierten Registrierung von Master-Referenzmodell und aktuellem Datensatz produzierten unzureichende Ergebnisse mit großen Abweichungen zwischen den Landmarken oder ließen aufgrund ihrer Konzeption anatomisch unmögliche Veränderungen des Modells zu. Die dadurch verursachten deutlichen Abweichungen zwischen Grobsegmentierung und den korrekten Organkanten des aktuellen Datensatzes könnten die nachfolgenden Bildverarbeitungsschritte maßgeblich beeinträchtigen. Auf der anderen Seite sind aufgrund der Einheitlichkeit der Anatomie des Auges bessere Ergebnisse durchaus möglich.

Daher wurde ein weiterer Ansatz entwickelt, der einerseits die anatomische Form des Modells einhalten, andererseits jedoch die in den Landmarken relevanten Informationen so weit wie möglich berücksichtigen sollte. Um die Stabilität und Qualität der Modellanpassung zu erhöhen, wurde bei diesem Ansatz die Vorgehensweise gezielt auf die Problemstellung beim Auge ausgerichtet. Dieses angepaßte Registrierungsverfahren kann in die folgenden Verarbeitungsschritte unterteilt werden:

1. Zur Kompensation des translatorischen Unterschieds zwischen Master-Referenzmodell und aktuellem Datensatz wird die erste Landmarke (siehe Abbildung 4.13 rechts und links) in der zentralen Schicht des Auges beider Datensätze in Übereinstimmung gebracht.

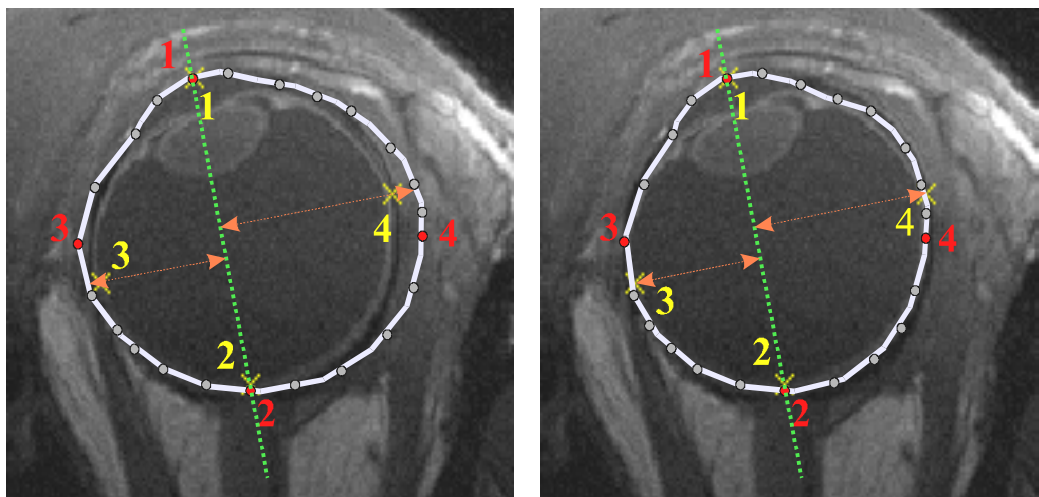


**Abbildung 4.13: Positionen der Landmarken im Master-Referenzmodell (links) und Datensatz (rechts)**

Bei der Platzierung der Landmarken sollten die Positionen anatomisch so gut wie möglich übereinstimmen. Landmarke 1 sollte im Zentrum der Kornea platziert werden, Landmarke 2 im Zentrum des Sehnervs und die Landmarken 3 und 4 an den Ansatzstellen für die Muskeln.

2. Anhand der zweiten Landmarke wird der Rotationsunterschied zwischen beiden Datensätzen kompensiert.
3. Es wird der Längenunterschied zwischen den ersten beiden Landmarken für das Master-Referenzmodell und den aktuellen Datensatz bestimmt. Anschließend wird das Master-Referenzmodell mit dem Quotienten der beiden Längen skaliert, so daß die beiden ersten Landmarken in Übereinstimmung gebracht werden.
4. Durch die ersten beiden Landmarken wurden die globale Skalierung, Position und Orientierung vorgegeben. Der noch verbleibende Freiheitsgrad stellt die Rotation um die Achse zwischen erster und zweiter Landmarke dar. Die durch die Landmarken 1, 2 und 3 definierte Ebene wird zur Vorgabe der Rotation des Master-Referenzmodells herangezogen. Um eine anatomische Entsprechung dieser Rotationsvorgaben sicherzustellen wird der Benutzer gebeten, den dritten Punkt an dem linken Muskelansatz zu positionieren (siehe Abbildung 4.13, rechts).

5. Mit den vorangegangenen Schritten wurde eine grobe globale Anpassung des Master-Referenzmodells an den aktuellen Datensatz vorgenommen. In der Regel werden dadurch lediglich die Punkte 1 und 2 in Übereinstimmung gebracht worden sein. Bei den nachfolgenden Schritten sollen nun die verbleibenden Punkte für eine regionale Anpassung des Modells genutzt werden. Wichtigste Aufgabenstellung ist dabei, ein anatomisch möglichst sinnvolles Verändern des Master-Referenzmodells sicherzustellen. Hierzu wird zunächst die Hemisphäre des Master-Referenzmodells von Landmarke 3 bezogen auf die Achse von Landmarken 1 und 2 angepaßt, so daß die Landmarke 3 auf der Kontur des Master-Referenzmodells liegt (siehe Abbildung 4.14, rechts). Die exakte Position der Landmarke 3 im Master-Referenzmodell bleibt dabei unberücksichtigt. Bei der Eingabe der dritten Landmarke kann nicht davon ausgegangen werden, daß der Benutzer sie an der exakt gleichen Position eintragen wird wie im Master-Referenzmodell, da im Unterschied zu den ersten beiden Landmarken keine anatomisch markante Landmarke wie der Sehnerv oder die Kornea vorliegt. Der Muskel ist zwar in seiner groben Struktur zu erkennen. Eine genaue Lokalisation ist jedoch aufgrund der verschwommenen Ansätze der Muskeln am Bulbus oft nicht möglich (vergleiche Abbildung 4.13, links und rechts). Auf der anderen Seite ist aufgrund der guten Bildqualität in der zentralen Schichtebene davon auszugehen, daß der Benutzer die Sklera sehr gut erkennen kann. Dementsprechend trägt die Anpassung der Modellkante an die dritte Landmarke den Bildeigenschaften Rechnung (siehe Abbildung 4.14). Entsprechend dieser Transformation der Modellkante wird dann die Hemisphäre auf der Seite der Landmarke 3, bezogen auf die Achse zwischen den Landmarken 1 und 2, skaliert.
6. Entsprechend zu dem vorangegangenen Schritt wird die zweite Hemisphäre des Master-Referenzmodells an die Landmarke 4 des aktuellen Datensatzes angepaßt (Abbildung 4.14, rechts).



**Abbildung 4.14: Anpassung des Master-Referenzmodells anhand der Landmarken drei und vier**

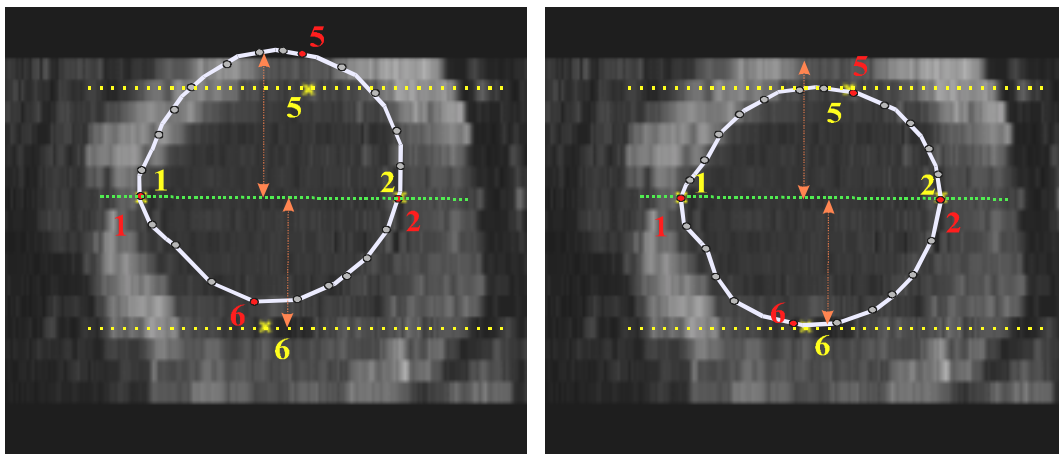
Die regionale Anpassung des Master-Referenzmodells an den aktuellen Datensatz wird vorgenommen, indem die Modellkontur an die Landmarken drei und vier angepaßt wird. Die Anpassung wird separat für die beiden Hemisphären, bezogen auf die Achse zwischen erster und zweiter Landmarke, durchgeführt. Die Referenzebene wird durch die Landmarken eins, zwei und drei aufgespannt.

7. Nach der Anpassung des Master-Referenzmodells anhand der Landmarken eins bis vier steht nun noch eine Anpassung anhand der verbleibenden zwei Landmarken aus. Die Eingabe dieser oberen und unteren Landmarke stellt eine besondere Schwierigkeit hinsichtlich der Lokalisation dar, da durch die Partialvolumeneffekte keine anatomischen Landmarken identifiziert werden



können (vergleiche die mittlere Abbildung 4.10). Während die obere und untere Kante gerade noch erkennbar sind, können keinerlei präzise Aussagen über die tatsächliche Position des obersten und untersten Punktes des Bulbus gemacht werden. Dadurch kann es zu beträchtlichen, translatorischen Fehlpositionierungen innerhalb der obersten und untersten Schicht kommen (vergleiche Abbildung 4.11). Würde die gleiche Anpassungsstrategie wie für die Landmarken drei und vier angewandt werden, würden sich Fehlpositionierungen ähnlich wie bei der Registrierung mit Scherung (Abschnitt 4.1.6.4.2) negativ auswirken. Zur Vermeidung dieser Probleme wird das Modell nicht an die Landmarken fünf und sechs direkt angepaßt. Statt dessen wird lediglich die Höheninformation ausgenutzt, da ausschließlich diese Angabe als zuverlässig angesehen werden kann. Die obere und untere Hemisphäre des Modells, bezogen auf die Ebene von den Landmarken eins, zwei und drei werden dementsprechend in ihrer Höhe an die Landmarken fünf und sechs skalierend angepaßt.

Tests mit diesem Registrierungsverfahren zeigten gute Anpassungsergebnisse, die die anatomische Form des Auges nur wenig verzerrten (vergleiche Abbildung 4.15). Eine ausführliche Beurteilung der verschiedenen Registrierungsverfahren wird im Kapitel 6 beschreiben.



**Abbildung 4.15: Anpassung des Modells in der Vertikalen**

Zur Anpassung des Modells in der Vertikalen an die Landmarken fünf und sechs werden nicht die absoluten Positionen berücksichtigt, sondern lediglich die Höhe (horizontale, gelbe, gestrichelte Linie). Durch die unabhängige Skalierung der unteren und oberen Hemisphäre können Divergenzen zwischen dem Master-Referenzmodell und dem aktuellen Datensatz oder Fehlpositionierungen der Landmarken eins und zwei ausgeglichen werden. Aufgrund der ansonsten symmetrischen Form des Auges kann trotzdem die anatomisch erwartete Form weitgehend eingehalten werden.

#### 4.1.6.5 Bestimmen der groben Segmentierung

Damit die Segmentierung des Master-Referenzmodells in den aktuellen Datensatz übertragen werden kann, müssen aus den registrierten Segmentierungskonturen des Master-Referenzmodells die Segmentierungskonturen für den aktuellen Datensatz rekonstruiert werden. Da in der Regel die Schichtorientierung des Master-Referenzmodells von der des aktuellen Datensatzes abweicht, können die Segmentierungskonturen nicht direkt übernommen werden. Zur Bestimmung der groben Segmentierung im aktuellen Datensatz fehlt daher noch die Definition des Konturverlaufes zwischen den Schichten des Master-Referenzmodells.

Aus diesem Grund müssen zunächst die zweidimensionalen Konturen des registrierten Master-Referenzmodells zu Organoberflächen zusammengefaßt werden. Dadurch werden die Organgrenzen auch zwischen den Schichten definiert. Dieser Vorgang der Rekonstruktion von Oberflächen aus zweidimen-

sionalen Konturen wird Triangulierung genannt (siehe Abschnitt 3.9), da die zweidimensionalen Konturen mit Dreiecken zu Oberflächen verbunden werden. Die Polygone für beliebige andere Schichtausrichtungen können berechnet werden, indem die Schnittgeraden der Oberflächensegmente mit den gewünschten Schnittebenen bestimmt werden. Anschließend werden die Schnittgeraden der Oberflächensegmente zu den einzelnen Konturen zusammengefaßt.

Bei nicht-konvexen Objekten können Probleme bei dem Zusammenfassen der Schnittgeraden entstehen. Liegt die Schnittebene ungünstig zu den nicht-konvexen Oberflächensegmenten, können sich Schleifen bei der Rekonstruktion der Kontur bilden. Diese Schleifen sind abschließend noch durch einen Filter zu eliminieren. Die Verarbeitungsschritte für die Übertragung der Referenzsegmentierung auf den aktuellen Datensatz lauten somit:

1. Rekonstruktion der Organoberflächen aus den zweidimensionalen Konturen des Master-Referenzmodells,
2. Berechnen der übertragenen Segmentierung aus den Schnittgeraden der Oberflächen der Referenzsegmentierung mit den Schichten des aktuellen Datensatzes und
3. Eliminieren der Schleifen aus den berechneten Segmentierungskonturen.

Im Rahmen des zugrundeliegenden Forschungsvorhabens wurde ein neuer Ansatz zur modellbasierten Rekonstruktion von Organen entwickelt [vKI98a, vKI98b]. Bei diesem Ansatz werden die zweidimensionalen Segmentierungskonturen durch einen iterativen Optimierungsprozeß miteinander korreliert und zu Oberflächen zusammengefaßt. Zur Korrelation der zweidimensionalen Konturen wird ein neu entwickelter Parameter, der „Degree of Correspondence“ (DOC), in mehreren Iterationen für alle einzelnen Konturpunkte maximiert. Der DOC beschreibt den Grad der Übereinstimmung der Umrißlinien in zwei betrachteten Punkten und beinhaltet Orientierungsdifferenz, Distanz und Vektorwinkeldifferenz (siehe Abbildung 4.16):

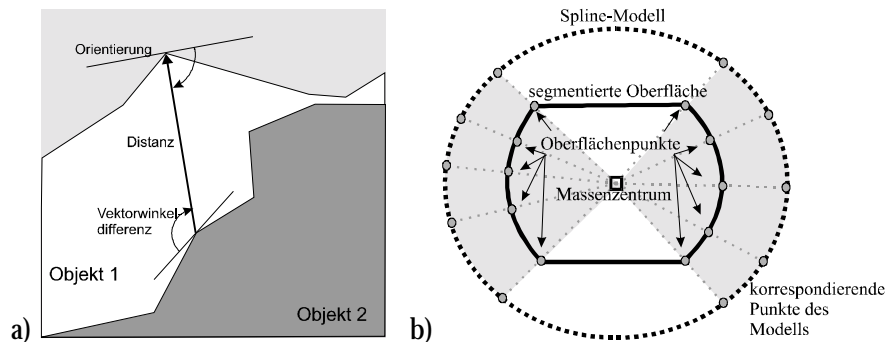
$$DOC(a, b) = F_{Dist} e^{-\sigma_{Dist} \alpha_{Dist}} + F_{Orientdiff} e^{-\sigma_{Orientdiff} \alpha_{Orientdiff}} F_{Vektwinkel} e^{-\sigma_{Vektwinkel} \alpha_{Vektwinkel}} \quad (34)$$

a und b sind die zu korrelierenden Punkte. *Dist* steht als Abkürzung für Distanz, *Orientdiff* für Orientierungsdifferenz und *Vektwinkel* für Vektorwinkel.  $F_{Dist}$ ,  $F_{Orientdiff}$  und  $F_{Vektwinkel}$  sind Normierungsfaktoren für die Wichtung der jeweiligen Parameter.  $\hat{\sigma}_{Dist}$ ,  $\hat{\sigma}_{Orientdiff}$  und  $\hat{\sigma}_{Vektwinkel}$  sind Normierungsfaktoren für die Exponentialfunktion. Sie sind so konditioniert, daß die e-Funktion ihr Maximum dort hat, wo der jeweilige Parameter seinen optimalen Wert annimmt. Optimale Werte sind die minimale Distanz, eine Orientierungsdifferenz von null Grad und ein Vektorwinkel von 90 Grad. Eine genauere Beschreibung des Rekonstruktionsverfahrens findet sich in [vKI98a, vKI98b].

Um nach der Oberflächenrekonstruktion die Schnittgeraden mit den Schichten des aktuellen Datensatzes zu berechnen, werden die Schnittpunkte der Oberflächenpolygone mit den Schichtebenen bestimmt. Hierzu werden die Schnittpunkte der Polygonkanten mit der Schichtebene berechnet. Anschließend können die einzelnen Kontursegmente zu einer geschlossenen Kontur zusammengefaßt werden.

Im dritten Schritt werden die geschlossenen Konturen auf Schleifen durchsucht, die bei nicht-konvexen Organoberflächen entstehen können. Hierzu wird die Kontur gesehen vom Massenzentrum im Uhrzeigersinn durchlaufen und nach Mehrfachkonturen für einzelne Winkelsegmente durchsucht. Treten diese Mehrfachkonturen auf, werden jeweils die inneren Konturen eliminiert, um eine weitgehend konvexe Kontur herzustellen. Bei komplexen, stark konkaven Konturen könnte dieser Algorithmus unter Umständen suboptimale Ergebnisse produzieren. Für die gegebene Aufgabenstellung produzierte dieser Algorithmus jedoch durchweg gute Ergebnisse. Da für jede Anpassung des Referenzmodells an einen aktuellen

Datensatz die Rekonstruktion der Oberfläche benötigt wird, bietet es sich an, das Referenzmodell bereits mit rekonstruierten Organoberflächen in der Referenzdatenbank abzulegen.



#### Abbildung 4.16: Triangulation der Organoberfläche

a) Die Parameter des DOC zur Korrelation der segmentierten Konturen. b) Berechnung der korrespondierenden Punkte auf der Modelloberfläche für die globale Skalierung.

#### 4.1.6.6 Berechnen der Darstellungseigenschaften

Während die anatomischen Eigenschaften ein grundsätzliches Übereinstimmen der Bildstruktur von aktuellem Datensatz und Referenzmodell sicherstellen, dient die Berechnung der Darstellungseigenschaften der gezielten Ausrichtung der Suche auf ein Referenzmodell, das große Ähnlichkeiten im Erscheinungsbild der Organe aufweist. Gerade die Ähnlichkeit der Darstellungseigenschaften im Randbereich der Organe stellt die Grundlage für die Übertragbarkeit der Segmentierung vom Referenzmodell auf den aktuellen Datensatz dar.

Um diese Übertragbarkeit des Wissens im Referenzmodell sicherzustellen, werden entlang der Kontur der Grobsegmentierung die folgenden Parameter berechnet:

- mittlerer Grauwert im Bereich der Kante,
- Standardabweichung der Grauwerte im Bereich der Kante,
- mittlerer Grauwert innerhalb und außerhalb der Organkante und
- Kontrast zwischen dem Organinneren und -äußeren.

Dabei werden um die einzelnen Konturpunkte kleine Analysebereiche von  $1\text{cm}^3$  definiert, innerhalb derer die Darstellungsparameter berechnet werden. Um den Rechenaufwand in einem akzeptablen Rahmen zu halten, werden die Darstellungseigenschaften lediglich für Analysebereiche um die sechs Landmarken herum berechnet.

#### 4.1.7 Übertragen des Vorwissens

Auf der Basis des in den vorangegangenen Verarbeitungsschritten gewonnenen Vorwissens über den aktuellen Datensatz kann nun das Wissen selektiert und übertragen werden, das zur Bearbeitung des Datensatzes notwendig ist. Diese Wissensselektion wird vorgenommen, indem ein Referenzmodell aus der Referenzdatenbank ausgewählt wird, das in den quantifizierten Eigenschaften am besten mit dem aktuellen Datensatz übereinstimmt. Je größer die Übereinstimmungen des Referenzmodells mit dem aktuellen Datensatz sind, desto besser sind die Aussichten, daß sich die Segmentierung des Referenzmodells in einer komparativen Segmentierung auf den aktuellen Datensatz übertragen läßt.

Selbst bei einer weitgehenden Übereinstimmung von medizinischen Datensätzen in ihrem Bildkontext, den anatomischen Eigenschaften und den Darstellungseigenschaften unterscheiden sie sich in der Regel immer noch in Parametern wie Auflösung, Orientierung des Organs innerhalb der Schichten und Skalierung. Diese Unterschiede müssen durch eine Fein Anpassung des selektierten Referenzmodells an den aktuellen Datensatz eliminiert werden. Erst wenn auch diese Unterschiede kompensiert wurden, liegt das Vorwissen in dem Referenzmodell in einer Form vor, in der es durch die direkte und vollständige Korrespondenz beider Datensätze auf den aktuellen Datensatz angewandt werden kann. Um das Vorwissen auf den aktuellen Datensatz zu übertragen, müssen dementsprechend die folgenden Verarbeitungsschritte durchgeführt werden:

1. Auswahl eines ähnlichen Referenzmodells und
2. Anpassen des Referenzmodells an den aktuellen Datensatz.

Für die Anpassung des Referenzmodells an den aktuellen Datensatz wird die gleiche landmarkenbasierte Registrierung angewandt, die bereits zur Anpassung des Master-Referenzmodells an den aktuellen Datensatz verwendet wurde (vergleiche Abschnitt 4.1.6.4). Als Landmarken werden die bereits für die Bestimmung der Ähnlichkeitsparameter eingegebenen Landmarken genutzt.

Zusätzlich zu den Algorithmen, die zur Anpassung des Master-Referenzmodells an den aktuellen Datensatz angewandt wurden, müssen zur Anpassung des Referenzmodells an den aktuellen Datensatz auch die Referenzdaten übertragen werden. Hierzu müssen einerseits die entsprechenden Datenschichten berechnet, andererseits die gegebenenfalls divergierenden Auflösungen von Referenzmodell und aktuellem Datensatz in Übereinstimmung gebracht werden. Für das Übertragen des Vorwissens in Form des Referenzmodells müssen demnach die folgenden Verarbeitungsschritte durchgeführt werden:

1. Auswahl des ähnlichsten Referenzmodells,
2. Landmarkenbasierte Registrierung des Referenzmodells mit dem aktuellen Datensatz (bereits im Abschnitt 4.1.6.4 beschrieben),
3. Transformation der Segmentierung des Referenzmodells in den aktuellen Datensatz (bereits in Abschnitt 4.1.6.5 beschrieben),
4. Berechnen der zum aktuellen Datensatz korrespondierenden Schichtdaten aus dem Referenzmodell.

In den nachfolgenden Abschnitten 4.1.7.1 und 4.1.7.2 werden die noch nicht erläuterten Schritte zur Auswahl des Referenzmodells und zur Berechnung der korrespondierenden Datenschichten erläutert.

#### **4.1.7.1 Auswahl eines ähnlichen Referenzmodells**

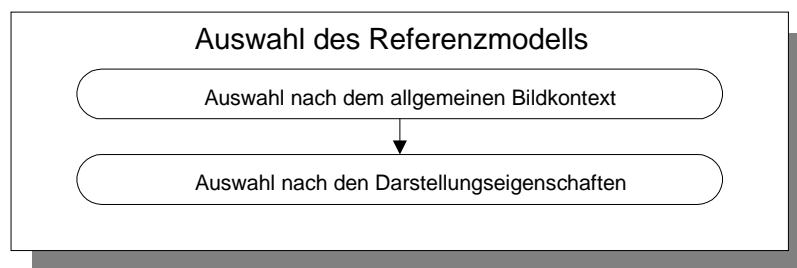
Bei der Auswahl des ähnlichsten Referenzmodells wurden zunächst die in Abschnitt 4.1.5 aufgeführten Ähnlichkeitsparameter in Betracht gezogen. Bei der Umsetzung der Auswahl des Referenzmodells wurde jedoch von der Selektion des Referenzmodells nach der Orientierung des Bulbus innerhalb des Datensatzes und der Auswahl nach der Proportion des Bulbus abgesehen.

Die erwähnte Einbeziehung der Orientierung des Auges innerhalb des Datensatzes wird nicht berücksichtigt, da einerseits die Tests im nachfolgenden Kapitel zeigten, daß die Unterschiede bei leichten Orientierungsunterschieden vergleichsweise gering sind. Andererseits können gravierende Unterschiede in der Orientierung auch durch die Auswertung der Ähnlichkeit der Darstellungseigenschaften detektiert werden. Die Proportionen des Auges werden ebenfalls nicht berücksichtigt, da sie die Darstellungseigenschaften nur minimal beeinflussen und Unterschiede in den Proportionen schon durch die landmarkenbasierte Registrierung kompensiert werden.

Bei einer Vielzahl von Selektionsschritten besteht die Gefahr, daß die Selektionsergebnisse weniger zielorientiert sind, da eine konsequente Priorisierung der verschiedenen Einflüsse objektiv nicht immer sinnvoll ist. Entscheidend für die Segmentierung ist allein die Übereinstimmung in den Darstellungseigenschaften. Aus diesem Grund erscheint die Beschränkung auf die wesentlichen Eigenschaften Bildmodus und Darstellungseigenschaften das Selektionsverfahren einerseits zu stabilisieren, andererseits den Rechenaufwand auf ein Minimum zu reduzieren. Die Fragestellung, inwieweit es entgegen dieser Überlegungen dennoch sinnvoll sein sollte, eine detailliertere Selektionsprozedur anzuwenden, würde den Umfang dieser Arbeit übersteigen und wird in einer Diplomarbeit separat behandelt [Kun01].

Die für die Auswahl des ähnlichsten Referenzmodells notwendigen Informationen werden durch die in den Abschnitten 4.1.6.1 bis 4.1.6.6 beschriebenen Verfahren berechnet. Entsprechend den Überlegungen im Abschnitt 4.1.5 werden die Ähnlichkeitsparameter in harte und weiche Vergleichskriterien unterschieden:

1. Zunächst wird das harte Vergleichskriterium allgemeiner Bildkontext angewandt, um eine Übereinstimmung zwischen dem aktuellen Datensatz und den in Frage kommenden Referenzmodellen in diesem Punkt sicherzustellen. Es werden lediglich jene Referenzmodelle bei den folgenden Selektionsschritten berücksichtigt, die in Bildmodus und Schichtausrichtung mit dem aktuellen Datensatz übereinstimmen.
2. Anschließend werden die Darstellungseigenschaften des aktuellen Datensatzes mit denen der übrig gebliebenen Referenzmodelle verglichen. Da die Darstellungseigenschaften eine wichtige Grundlage für die nachfolgende Detailsegmentierung darstellen, ist ein möglichst gutes Übereinstimmen in den Grauwerteigenschaften im Randbereich des Auges von großer Wichtigkeit. Die Übereinstimmung wird durch den mittleren gewichteten Abstand der Parameter mittlerer Grauwert, Grauwertkontrast oder Standardabweichung der Grauwerte im Bereich der Organkanten berechnet. Das Referenzmodell mit dem geringsten mittleren Abstand zwischen den Ähnlichkeitskriterien wird ausgewählt.



#### **Abbildung 4.17: Zweistufige Auswahl des Referenzmodells**

Bei der Auswahl des Referenzmodells wird zunächst das harte Vergleichskriterium „allgemeiner Bildkontext“ ausgewertet, da ein Übereinstimmen in diesen Eigenschaften unverzichtbar ist. Anschließend werden die Darstellungseigenschaften zur Bestimmung des ähnlichsten Referenzmodells ausgewertet.

#### **4.1.7.2 Korrespondierende Schichten berechnen**

Selbst wenn im vorangegangenen Verfahrensschritt ein Referenzdatensatz selektiert wurde, der weitgehend in seinen Eigenschaften mit dem aktuellen Datensatz übereinstimmt, werden immer noch Unterschiede in der Schichtorientierung, -position und -auflösung auftreten. Eine exakte Korrespondenz beider Datensätze muß daher noch hergestellt werden, indem die zum aktuellen Datensatz korrespondierenden Datenschichten aus der registrierten Referenzmatrix berechnet werden.

Der aktuelle Datensatz liegt in Form einer dreidimensionalen Bildmatrix, der registrierte Referenzdatensatz hingegen in Form einer Transformationsvorschrift vor. Die Form dieser Transformationsvorschrift hängt von der Auswahl des Verfahrens zur landmarkenbasierten Registrierung von aktuellem Datensatz und Referenzmodell ab. Die zur Auswahl stehenden Verfahren wurden bereits in den Abschnitten 4.1.6.4.1 bis 4.1.6.4.4 beschrieben. Wurden die affinen Transformationen aus Abschnitt 4.1.6.4.1 angewandt, liegt die Transformationsvorschrift in Form einer homogenen, zweidimensionalen Transformationsmatrix vor. Wurden geometrische und lokale Registrierung angewandt, liegt eine dreidimensionale Transformationsmatrix in der Größe des Referenzdatensatzes vor, in der die Transformationspfade der Radial-Basis-Interpolation festgehalten werden. Um aus der jeweiligen Transformationsvorschrift einen Datensatz zu berechnen, der direkt zur aktuellen Datenmatrix korrespondiert, können zwei unterschiedliche Verfahren zur Anwendung kommen:

1. **Nächste-Voxel-Berechnung:** Bei der Nächste-Voxel-Berechnung wird der Voxelwert im aktuellen Datensatz durch den Wert des nächsten Voxels im Referenzdatensatz vorgegeben. Liegt die Transformationsvorschrift in Form einer homogenen Transformationsmatrix vor, können durch eine Invertierung der Transformationsmatrix die Koordinaten im Referenzdatensatz berechnet werden, die zu den Koordinaten im aktuellen Datensatz korrespondieren. Durch Runden der Nachkommastellen bei den berechneten Raumkoordinaten können dann die korrespondierenden Voxel ermittelt und die betreffenden Werte in die Ergebnismatrix übernommen werden. Liegt die Transformationsvorschrift in Form einer dreidimensionalen Transformationsmatrix vor, in der die Interpolationspfade von der Radial-Basis Interpolation eingetragen sind, müssen die jeweiligen Pfade zurückverfolgt werden, um die korrespondierenden Voxelwerte auszulesen.
2. **Distanz-Gewichtete-Interpolation:** Bei der Distanz-Gewichteten-Interpolation wird nicht nur der direkt korrespondierende oder nächste Voxelwert übernommen, sondern es werden die Voxelwerte der räumlich nächsten neun Voxel im Referenzdatensatz in einem Mittelwert, gewichtet mit dem Abstand der Voxel von der tatsächlichen Koordinate, zusammengefaßt (vergleiche Nearest-Neighbor Interpolation [Rup95]). Wurden die affinen Transformationen angewandt, können die betreffenden Voxel einfach über die Inverse der Transformationsmatrix bestimmt werden. Im Falle einer dreidimensionalen Transformationsmatrix von der Radial-Basis Interpolation müssen wiederum die Interpolationspfade in den Referenzdatensatz zurückverfolgt werden. Für beide Verfahren bietet sich die Einbeziehung der Voxel in der 26-Nachbarschaft an. Bei der Berechnung des gewichteten Mittelwertes werden die 26 nächsten Voxel zusammengerechnet.

Aufgrund der guten Auflösung der medizinischen Datensätze, dem geringen qualitativen Vorteil der Distanz-Gewichteten-Interpolation gegenüber der Nächste-Voxel-Berechnung, dem aber deutlich erhöhten Rechenaufwand für die Distanz-Gewichtete-Interpolation, wurde die Nächste-Voxel-Berechnung als eine gute Lösung für die gegebene Aufgabenstellung ausgewählt.

#### **4.1.8 Detailsegmentierung mittels modellbasiertem Snake-Verfahren**

Das Ergebnis der vorangegangenen Verarbeitungsschritte sind der aktuelle Datensatz und ein Referenzmodell, die abgesehen von den Bilddaten vollständig miteinander übereinstimmen. Sie besitzen den gleichen allgemeinen Bildkontext, sehr ähnliche Darstellungseigenschaften, die selbe Auflösung, Orientierung und Proportionen und die gleiche Segmentierung, die ja vom angepaßten Referenzmodell in den aktuellen Datensatz übertragen wurde. Durch diese vollständige Korrespondenz des aktuellen Datensatzes mit einer Musterlösung des Problems „Segmentierung des Auges“ in Form des Referenzmodells, steht für die Detailsegmentierung nun so viel Vorwissen zur Verfügung, wie bei keinem anderen in der wissenschaftlichen Literatur beschriebenen, vergleichbaren Segmentierungsansatz zuvor.

An dieser Stelle muß nun die folgende Frage beantwortet werden: Wie kann dieses Vorwissen für die Detailsegmentierung genutzt werden? Denn selbst wenn die in den aktuellen Datensatz übertragene Segmentierung des Referenzmodells die tatsächliche Segmentierung bereits gut annähert, so werden immer noch nicht unbeträchtliche Abweichungen zu den tatsächlichen Organkanten auftreten. Das „Wie“ bedeutet in diesem Zusammenhang, daß ein Verfahren gesucht wird, das aus der vorgegebenen Segmentierung des Referenzmodells eine korrespondierende Segmentierung des aktuellen Datensatzes erreicht. Da eine korrespondierende Segmentierung gesucht wird, muß dieses Verfahren in einer komparativen Vorgehensweise versuchen, die Punkte der Segmentierungskontur im aktuellen Datensatz so zu positionieren, daß sie zu den Positionen im Referenzmodell möglichst gut in anatomischer Hinsicht korrespondieren. Diese anatomisch korrekten Positionen der Konturpunkte werden bei dem medizinischen Bildmaterial durch die lokalen Grauwertkonstellationen oder Kantenprofile im Bildmaterial und durch die anatomischen Eigenschaften der Segmentierungskontur definiert.

Die Schwierigkeit für den Segmentierungsalgorithmus besteht dementsprechend darin, die korrekten Positionen anhand von korrespondierenden Grauwertkonstellationen und der Form der Segmentierungskontur zu identifizieren. Zur Bestimmung der korrekten Positionen steht durch das Referenzmodell umfangreiches Wissen sowohl zu den erwarteten Grauwertkonstellationen bei den einzelnen Konturpunkten als auch den globalen und lokalen anatomischen Eigenschaften der Segmentierungskontur zur Verfügung. Da beide Wissensformen von großer Wichtigkeit sind, müssen Grauwertkonstellation und Konturform gleichzeitig als weitgehend gleichberechtigte Wissensquellen während des Segmentierungsprozesses berücksichtigt werden.

Zur Umsetzung eines solchen Segmentierungsverfahrens bietet sich der im Abschnitt 3.8 beschriebene Snake-Ansatz an. Grauwertkonstellation und Konturform können gleichzeitig während des gesamten Segmentierungsvorgangs durch die externe und die interne Energie einbezogen werden. Die interne Energie beschreibt den Einfluß der Oberflächen-/Konturform. Durch die externe Energie werden das Bildmaterial und damit die Darstellungseigenschaften in den Segmentierungsprozeß eingebracht.

Die im Abschnitt 3.8.9 ausgeführte Beurteilung des Snake-Ansatzes hat gezeigt, daß die herkömmlichen Definitionen der beiden Energien keine zufriedenstellenden Ergebnisse produzierten. Die durch die Definition der Energien vorgenommenen Annahmen, daß Objekte möglichst rund sind und durch starke Kanten begrenzt werden, erfüllt medizinisches Bildmaterial nur in Ausnahmen. Auch die Anwendung von global einheitlichen Energiedefinitionen erwies sich bei den bisherigen Erfahrungen mit dem Snake-Ansatz als nicht erfolgreich. Es müssen daher alternative Definitionen für die interne und externe Energie entwickelt werden, um den grundsätzlichen Ansatz des Snake-Verfahrens sinnvoll nutzen zu können.

An dieser Stelle kann das umfangreiche Vorwissen in Form des Referenzmodells eingebracht werden. Der Segmentierungsvorgang ist nicht mehr darauf angewiesen, pauschale Annahmen über das zu segmentierende Bildmaterial zu machen. Stattdessen kann auf eine individuelle Beschreibung der lokalen und globalen Oberflächen- und Darstellungseigenschaften einer korrekten Segmentierung, die bereits mit dem aktuellen Datensatz direkt korreliert ist, zurückgegriffen werden. Interne und externe Energie können dadurch individuell auf den aktuellen Datensatz angepaßt werden, um eine Segmentierung nach den Vorgaben des Referenzmodells anzustreben.

Die entscheidende Frage für die Umsetzung einer solchen Vorgehensweise in einen Snake-Ansatz lautet: Wie wende ich das Wissen des Referenzmodells mittels interner und externer Energie an, um eine dem Referenzmodell entsprechende Segmentierung zu erreichen? Die Beantwortung dieser Frage bringt einen neuen Segmentierungsansatz mit sich, den ich im weiteren Verlauf dieser Arbeit mit „modellbasierter Snake“ bezeichne. Für diesen modellbasierten Snake müssen die Zielfunktionen der internen und externen Energie neu definiert werden, um das Vorwissen vollständig zu nutzen.

Die erste wichtige Änderung bezieht sich auf den Berechnungsmodus der beiden Energien. Beim herkömmlichen Snake-Ansatz werden interne und externe Energie global definiert. Eine Berücksichtigung von lokalen Einflüssen ist dadurch nicht möglich. Für den modellbasierten Snake sollen statt dessen die Energien durch Kräfte ersetzt werden, die für jeden einzelnen Konturpunkt individuell berechnet und angewandt werden. Lokales Vorwissen kann sich durch die Beeinflussung der Kräftevektoren von einzelnen Konturpunkten widerspiegeln. Die zweite wichtige Änderung betrifft die Definition der Energien. Anstelle von pauschalen Annahmen über die Form der Gesamtkontur und über die Position an starken Kanten werden individuelle Zielfunktionen für jeden einzelnen Konturpunkt definiert, die sich maßgeblich an den Vorgaben des Referenzmodells orientieren. In den nachfolgenden Abschnitten werden die hierfür notwendigen Definitionen erläutert.

#### 4.1.8.1 Kräftegleichgewicht

Korrespondierend zur Energiedefinition herkömmlicher Snake-Verfahren repräsentiert die interne Kraft die Form des segmentierten Organs, die externe Kraft die Berücksichtigung des zugrunde liegenden Bildmaterials. Die interne Kraft versucht eine anatomisch korrekte oder erwartete Form der Segmentierungskontur einzuhalten. Die anatomisch korrekte Form wird dabei durch das angepaßte Referenzmodell definiert. Während die interne Kraft des herkömmlichen Snake-Verfahrens Krümmungen und Größenveränderungen verhindert, wirkt die interne Kraft des modellbasierten Snake einer Abweichung der Form und Größe der Segmentierungskontur von der Form und Größe des angepaßten Referenzmodells entgegen. Anatomisch korrekte Windungen wie beispielsweise die der Kornea beim Bulbus werden dadurch nicht mehr ausgebügelt, sondern gezielt erhalten.

Die externe Kraft des herkömmlichen Snake-Verfahrens zog die Segmentierungskontur zu starken Kanten hin, unabhängig davon, ob das Organ zu dem umgebenden Gewebe starke Kanten aufweist oder nicht. Die externe Kraft des modellbasierten Snake wird statt dessen so definiert, daß die einzelnen Konturpunkte an Positionen verschoben werden, deren zugrunde liegenden Bildausschnitte möglichst gut mit den korrespondierenden Ausschnitten im Referenzmodell übereinstimmen. Beide Kräfte gehen von der Kontur  $\mathcal{s}$  mit  $n$  Punkten aus. Dabei ist  $\mathbf{s}_k$  der  $k$ -te Punkt der Kontur. Es gilt

$$s_k \in \mathbb{R}^2, \text{ mit } 0 \leq k \leq n$$

$$s_k = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (35)$$

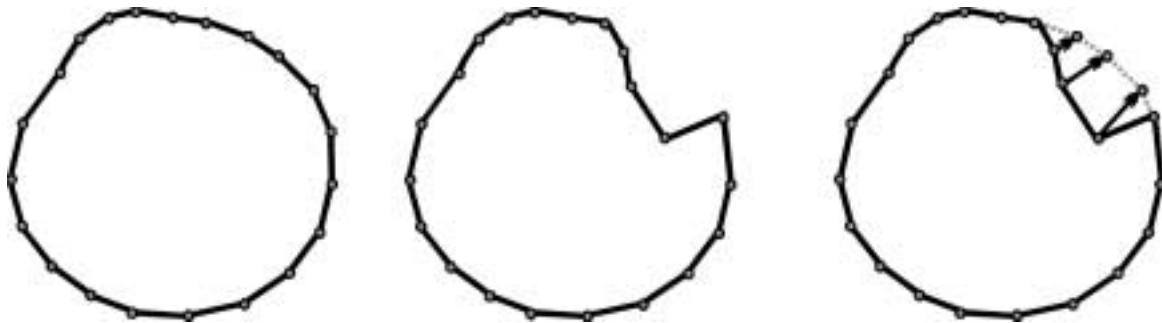
In den nachfolgenden Abschnitten werden interne und externe Kraft genauer erläutert.

#### 4.1.8.2 Interne Kraft

Wie in Abschnitt 3.8.9 erläutert setzt die Definition der internen Kraft herkömmlicher Snake-Ansätze auf einer fehlerhaften Zielfunktion auf. Bei dem modellbasierten Snake soll anstatt einer möglichst runden Organkontur eine anatomisch möglichst sinnvolle Form angenähert werden. Definiert wird diese anatomisch sinnvolle Form durch die Form der angepaßten Referenzsegmentierung. Diese Annahme kann gemacht werden, wenn das zu segmentierende Organ eine regelmäßige Anatomie aufweist und in den Referenzmodellen korrekt segmentiert wurde. Durch die Anpassung des Referenzmodells an den aktuellen Datensatz wurde die Segmentierung an Rahmenbedingungen des aktuellen Datensatzes wie Auflösung und Orientierung angepaßt. Die anatomische Grundstruktur des im Referenzdatensatz segmentierten Organs bleibt jedoch erhalten. Die vom Referenzmodell an den aktuellen Datensatz angepaßte Segmentierung kann daher als anatomische Vorlage betrachtet werden, die nur in einem sehr geringen Ausmaß verändert werden muß, um die korrekte Segmentierung zu ermitteln.



Zur Veranschaulichung der Bedeutung der internen Kraft, bei der eine anatomisch sinnvolle Form angestrebt werden soll, wird ihre Wirkungsweise an einem überzeichneten Beispiel in Abbildung 4.18 erläutert. Die linke Darstellung in Abbildung 4.18 zeigt die erwartete Form eines Auges. Die weitgehend sphärische Bulbus-Kontur wird lediglich durch die kleine Ausbuchtung im oberen Teil unterbrochen, die durch die Kornea verursacht wird. Wenngleich die Form des Auges gerade bei Kurz- oder Weitsichtigen deutlich länglicher oder kürzer ausfallen kann, bleibt die grundsätzliche Form des Auges erhalten. Veränderungen der Kontur, wie sie beispielsweise in der mittleren Darstellung hergestellt wurde, sind selbst für den ungeübten Betrachter eindeutig zu erkennen. Die Aufgabe der internen Kraft besteht darin, diese unerwarteten Formen zu erkennen und durch Kräfte wieder in eine erwartete Form zu überführen (siehe Abbildung 4.18 rechts).



**Abbildung 4.18: Problemstellung bei der internen Kraft**

In der linken Abbildung ist die übliche Kontur eines Auges zu sehen. Mitte: Die hier abgebildete Form kann niemals die korrekte Segmentierung eines Auges darstellen, da Kanten wie rechts oben im Objekt anatomisch unmöglich sind. Rechts: Die Aufgabe der internen Kraft besteht darin, die Konturpunkte so zu verschieben, daß eine anatomisch sinnvolle Form wieder hergestellt wird.

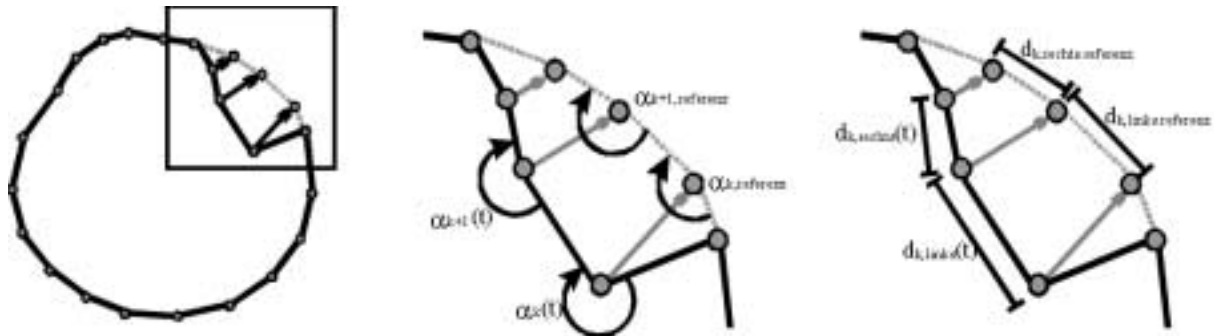
Um solche lokalen Abweichungen der Konturform detektieren und revidieren zu können, wird jedem Konturpunkt eine eindeutige Identität mit individuellen Eigenschaften bezüglich der Konstellation zu den Nachbarpunkten zugeordnet. Beispielsweise sind spezifische Krümmung und Distanz zu den Nachbarpunkten an der Spitze der Kornea charakteristisch für dieses Kontursegment. In keinem anderen Kontursegment der Segmentierung des Bulbus wird sich die gleiche Form wiederfinden. Diese lokalen individuellen Konturformen können genutzt werden, um die Korrektheit von Segmentierungen beurteilen zu können. Abweichungen von diesen typischen Konturformen können durch Vergleiche erkannt werden. Um im nächsten Schritt die Abweichungen durch gezielte Bewegung der Konturpunkte wieder revidieren zu können, müssen geeignete Parameter berechnet werden, die die Abweichung von der erwarteten Form quantifizieren. Hierfür bieten sich zwei geometrische Kriterien an: der Winkel und die Distanz des Konturpunktes zu seinen benachbarten Punkten (siehe Abbildung 4.19).

Anhand dieser geometrischen Kriterien berechnet die interne Kraft Verschiebungsvektoren für jeden einzelnen Punkt  $s_k$  der Kontur  $\mathbf{v}$ , die bei Anwendung zu einer Annäherung der gewünschten Form führen. Da die optimale Form durch die Interdependenz der Punkte und ihrer jeweiligen Verschiebungsvektoren nicht in einem Verfahrensschritt wiederhergestellt werden kann, wird die Anpassung in Form einer iterativen Modifikation der Gesamtkontur durchgeführt. Die interne Kraft  $\mathbf{N}_{k,int}$  entspricht dem internen Verschiebungsvektor  $\mathbf{v}_{k,int}$  für den  $k$ -ten Punkt. Es gilt:

$$\mathbf{v}_{k,int} \in \mathfrak{R}^2, \text{ mit } 0 \leq k \leq n$$

$$\mathbf{v}_{k,int} = \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix} \quad (36)$$

$dx$  und  $dy$  sind die Verschiebungen in Pixeln in Richtung der  $x$ -Achse und  $y$ -Achse, um die der Verschiebungsvektor  $\mathbf{v}_{k,int}$  den Konturpunkt verschiebt. Die interne Kraft setzt sich aus zwei Einzelkräften zusammen: der Winkelkraft und der Distanzkraft. Die interne Winkelkraft versucht die Form der Referenzkontur bei der aktuellen Kontur beizubehalten. Die interne Distanzkraft versucht die Größe der aktuellen Kontur verglichen mit der Referenzkontur gleich zu halten.

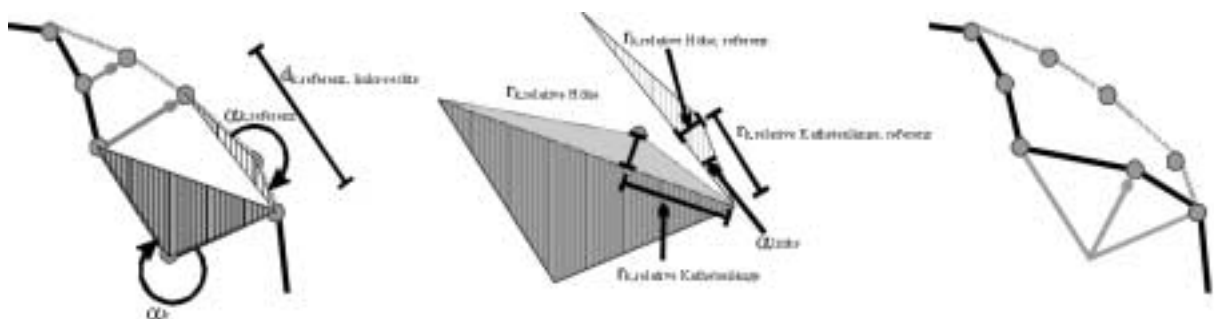


**Abbildung 4.19: Die beiden Komponenten der Inneren Kraft**

Links ist die aktuelle Kontur zu sehen, die von der anatomisch korrekten Form abweicht. Die Grafik in der Mitte zeigt die Winkel der aktuellen Kontur und die korrespondierenden Winkel der Referenzkontur. Die Grafik rechts zeigt die Distanzen der aktuellen Kontur und die korrespondierenden Distanzen der Referenzkontur.

#### 4.1.8.2.1 Winkelkraft

Die Winkelkraft versucht die Winkel in der aktuellen Kontur (aktueller Winkel) an die Winkel der Referenzkontur (Referenzwinkel) anzupassen. Definiert wird der Winkel durch den aktuellen Konturpunkt und den beiden Nachbarn (vergleiche Abbildung 4.19). Der Verschiebungsvektor für die Winkelkraft wird berechnet, indem jene Position ermittelt wird, zu der der betrachtete Konturpunkt der aktuellen Kontur verschoben werden muß, damit dieser den Referenzwinkel mit den Nachbarn aufspannt. Hierzu wird bei der Referenzkontur zwischen dem betrachteten Punkt und seinen Nachbarn ein Dreieck aufgespannt. Dieses Dreieck soll nun durch Verschieben des betrachteten Konturpunktes in der aktuellen Kontur skalierungsvariant angenähert werden (siehe mittlere Grafik in Abbildung 4.20). Skalierungsvariant heißt in diesem Zusammenhang, daß eine Angleichung der globalen Skalierung vorgenommen wird.



**Abbildung 4.20: Veranschaulichung der Herleitung der Winkelkraft**

Links: Das Dreieck des aktuellen Punktes weicht grundlegend von dem der Referenzkontur ab. Mitte: Durch die Berechnung der relativen und anschließend angepaßten Höhe und Kathetenlänge wird der optimale Punkt bezüglich der Winkelkraft ermittelt. Rechts: Der Punkt kann nun zu dem Zielpunkt verschoben werden, bei dem der Winkel des aktuellen Punktes mit dem Winkel des korrespondierenden Punktes im Referenzmodell übereinstimmt.

Im ersten Schritt wird die Distanz zwischen dem linken und dem rechten Punkt des korrespondierenden Punktes im Referenzmodell berechnet:

$$d_{k, \text{referenz}, \text{links-rechts}} = \left| \mathbf{s}_{k, \text{referenz}, \text{links}} - \mathbf{s}_{k, \text{referenz}, \text{rechts}} \right| \quad (37)$$

Die Distanz zwischen dem korrespondierenden Punkt des Referenzmodells zum linken Punkt lautet:

$$d_{k, \text{referenz}, \text{links}} = \left| \mathbf{s}_{k, \text{referenz}, \text{links}} - \mathbf{s}_{k, \text{referenz}} \right| \quad (38)$$

Der Winkel zwischen dem Vektor zum linken Punkt und dem Vektor zwischen linkem und rechtem Punkt  $\alpha_{\text{links}}$  wird durch Anwendung des Skalar- und Vektorproduktes bestimmt. Anschließend wird die relative Höhe ausgehend vom aktuellen Punkt im Referenzmodell zur Verbindungsstrecke zwischen rechtem und linkem Punkt berechnet:

$$r_{k, \text{relative Höhe}, \text{referenz}} = \frac{d_{k, \text{referenz}, \text{links}} \cdot \sin(\alpha_{\text{links}})}{d_{k, \text{referenz}, \text{links-rechts}}} \quad (39)$$

Das Dreieck, das von dieser Höhe, dem Referenz- und dem linken Punkt aufgespannt wird, ist rechtwinklig. Die relative Länge der zweiten Kathete beträgt

$$r_{k, \text{relative Kathetenlänge}, \text{referenz}} = \frac{d_{k, \text{referenz}, \text{links}} \cdot \cos(\alpha_{\text{links}})}{d_{k, \text{referenz}, \text{links-rechts}}} \quad (40)$$

Mit diesen Referenzwerten kann nun die optimale Position des aktuellen Punktes in der Kontur berechnet werden, damit der Referenzwinkel zwischen dem Punkt und seinen Nachbarn aufgespannt wird. Der entsprechende Punkt, wo die Höhe ansetzt, berechnet sich zu:

$$P_{\text{höhe}} = r_{k, \text{relative Kathetenlänge}, \text{referenz}} \cdot (\mathbf{s}_{k, \text{rechts}} - \mathbf{s}_{k, \text{links}}) \quad (41)$$

Um den optimalen Punkt zu berechnen wird jetzt der Vektor  $(\mathbf{s}_{k, \text{rechts}} - \mathbf{s}_{k, \text{links}})$  um 90 Grad gedreht und mit der relativen Höhe multipliziert.

$$P_{\text{optimal}} = r_{k, \text{relative Höhe}, \text{referenz}} \cdot (\mathbf{s}_{k, \text{rechts}} - \mathbf{s}_{k, \text{links}})_{\text{um 90 Grad gedreht}} \quad (42)$$

Der Vektor vom aktuellen Punkt zum optimalen Punkt kann nun durch die Differenz der Koordinaten ermittelt werden:

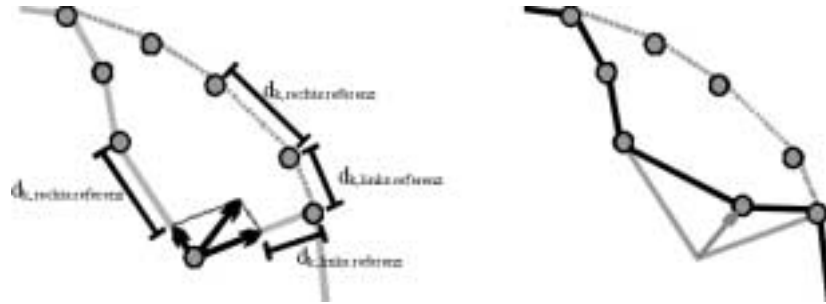
$$V_{k, \text{winkel}} = P_{\text{optimal}} - S_k \quad (43)$$

Wird der betrachtete Konturpunkt um  $V_{k, \text{winkel}}$  verschoben, spannt dieser mit seinen Nachbarpunkten den Referenzwinkel auf.

#### 4.1.8.2.2 Distanzkraft

Die Distanzkraft versucht die Streckenlängen der aktuellen Kontur an die korrespondierenden Streckenlängen des Referenzmodells anzupassen. Hierzu werden die Distanzen des betrachteten Punktes zu seinen

Nachbarpunkten mit den entsprechenden Distanzen im Referenzmodell verglichen. Für beide Stecken können jeweils jene Punkte bestimmt werden, für die die Distanz zum Nachbarpunkt wiederhergestellt wäre. Da aufgrund des variablen Abstands der beiden Nachbarpunkte es in vielen Fällen nicht möglich sein wird, beide Distanzen gleichzeitig wieder herzustellen, werden die Verschiebungsvektoren addiert (vergleiche Abbildung 4.21).



**Abbildung 4.21: Veranschaulichung der Distanzkraft**

Es wird die Position bestimmt, wo die Distanzen des aktuellen Punktes zu seinen Nachbarpunkten mit den entsprechenden Distanzen des Referenzmodells am besten übereinstimmen. Hierzu werden die optimalen Verschiebungsvektoren für beide Nachbarpunkte separat berechnet. Der Distanz-Verschiebungsvektor berechnet sich abschließend als die Summe der beiden Einzelvektoren.

$\mathbf{v}_{k,distanz,links}$  ist die Kraft, die sich aus der Distanz zum linken Punkt ableitet,  $\mathbf{v}_{k,distanz,rechts}$  die Kraft, die sich aus der Distanz zum rechten Punkt berechnet. Der Begriff „links“ ist dabei folgendermaßen definiert: der linke Punkt ist derjenige Punkt, der sich vom aktuellen Punkt aus gesehen, mit Ausrichtung in das Objektinnere links vom aktuellen Punkt befindet. Für den aktuellen Punkt  $\mathbf{s}_k$  mit den Nachbarpunkten  $\mathbf{s}_{k,links}$  und  $\mathbf{s}_{k,rechts}$  berechnen sich die Distanzkraft zu:

$$\mathbf{v}_{k,distanz,links} = \frac{\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_{k,links}}{|\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_{k,links}|} \cdot a_{k,distanz,links} \quad (44)$$

$$a_{k,distanz,links} = \frac{r_{k,dist,links,referenz} - r_{k,dist,links,aktuell}}{r_{k,dist,links,aktuell}} \quad (45)$$

$$r_{k,dist,links,referenz} = |\mathbf{s}_{k,referenz} - \mathbf{s}_{k,links,referenz}| \quad \text{und} \quad r_{k,dist,links} = |\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_{k,links}| \quad (46)$$

Die entsprechenden Formeln für den rechten Kraftvektor lauten:

$$\mathbf{v}_{k,distanz,rechts} = \frac{\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_{k,rechts}}{|\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_{k,rechts}|} \cdot a_{k,distanz,rechts} \quad (47)$$

$$a_{k,distanz,rechts} = \frac{r_{k,dist,rechts,referenz} - r_{k,dist,rechts,aktuell}}{r_{k,dist,rechts,aktuell}} \quad (48)$$

$$r_{k,dist,rechts,referenz} = |s_{k,referenz} - s_{k,rechts,referenz}| \text{ und } r_{k,dist,rechts} = |s_k - s_{k,rechts}| \quad (49)$$

Der Distanzvektor berechnet sich schließlich aus der Summe von beiden Einzelvektoren:

$$v_{k,distanz} = v_{k,distanz,links} + v_{k,distanz,rechts} \quad (50)$$

#### 4.1.8.2.3 Kombination von Winkel- und Distanzkraft

Um die Form der aktuellen Kontur vollständig an die Referenzkontur anzupassen, müssen beide Kräfte, Distanz- und Winkelkraft, gleichzeitig angewandt werden. Hierzu werden beide Einzelvektoren/-kräfte miteinander gewichtet addiert:

$$v_{k,int} = w_{int,winkel} v_{k,winkel} + w_{int,distanz} v_{k,distanz} \quad (51)$$

Durch die skalaren Wichtungsfaktoren  $w_{int,winkel}$  und  $w_{int,distanz}$  kann die interne Kraft an unterschiedliche anatomische Anforderungen angepaßt werden. Sollen beide Kräfte gleich gewichtet werden, werden die Wichtungsfaktoren jeweils auf 0,5 eingestellt (siehe Abbildung 4.22). Ist bei dem segmentierten Organ jedoch zu erwarten, daß die Form durchaus stärker variieren kann als die Größe, sollte die Distanzkraft stärker als die Winkelkraft gewichtet werden. Gilt statt dessen die Vorgabe, daß Variationen in der Größe innerhalb eines gewissen Toleranzbereiches durchaus auftreten können, während die Form weitgehend gleich bleibt, sollte die Winkelkraft stärker als die Distanzkraft gewichtet werden.

Für die Segmentierung des Auges bietet sich eher die zweite Wichtungsart an. Durch Kurz- oder Weitsichtigkeit kann die Form des Auges zwar variieren. Die globalen Differenzen in der Form und den Proportionen wurden jedoch bereits durch die Registrierung von Referenzmodell und aktuellem Datensatz kompensiert. Tests zeigten, daß die Form der registrierten Referenzmodelle bereits sehr gut die gesuchten Segmentierungen annäherten. Die lokale Größe des Modells und der gesuchten Segmentierung können aufgrund von lokalen Ausbuchtungen durchaus beträchtlich voneinander abweichen. Darüber hinaus können durchaus regionale Unterschiede in der Ausprägung von Strukturen wie der Kornea auftreten. Während die grundsätzliche Form der Kontur dadurch wenig beeinflusst wird, treten dadurch durchaus beträchtliche Unterschiede in den lokalen Abständen der Konturpunkte untereinander auf. Der Einhaltung der globalen Form ist daher eine höhere Bedeutung als den lokalen Abständen der Punkte untereinander einzuräumen.

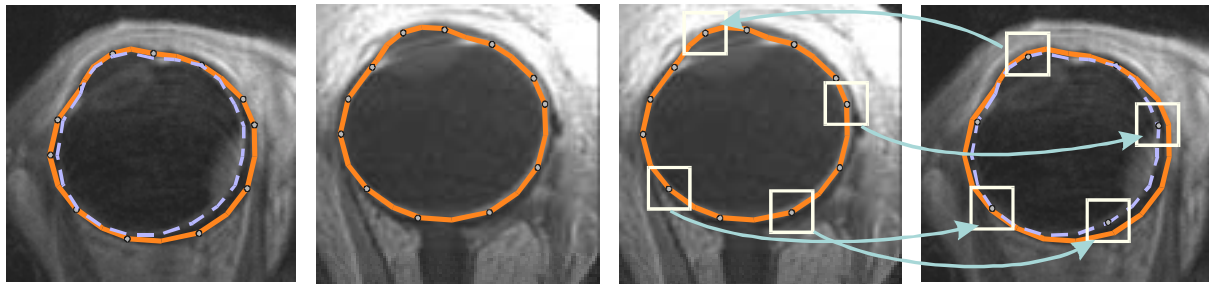


**Abbildung 4.22: Kombination von Winkel und Distanzkraft**

Die einfachste Methode für die Kombination von Winkel- und Distanzkraft besteht in der gleichgewichteten Mittelung beider Vektoren. Da die Variabilität der zu segmentierenden Objekte sehr unterschiedlich sein kann, bietet sich gegebenenfalls eine individuelle Wichtung der beiden Kräfte an.

### 4.1.8.3 Externe Energie

Wie in Abschnitt 3.8.9.3 gezeigt weist auch die externe Energie des herkömmlichen Snake-Ansatzes eine falsche Zielfunktion auf, indem sie die Kontur zu den stärksten Kanten innerhalb des Bildes zieht. Sobald das zu segmentierende Organ nicht in vollem Umfang die stärksten Kanten des Bildes zum umgebenden Gewebe aufweist, wird das globale Minimum deutlich von der gesuchten Segmentierung abweichen. Beim modellbasierten Snake wird dieses Problem vermieden, indem anstelle einer globalen und kantenorientierten externen Energie eine lokale und auf den Bildinhalt orientierte externe Energie angewandt wird.



**Abbildung 4.23: Das Segmentierungskonzept der externen Kraft**

In der aktuellen Schicht existiert eine primäre Segmentierung, die jedoch unpräzise ist (durchgezogene Kontur). Die gesuchte Kontur ist gestrichelt dargestellt. Als Grundlage für eine Feinsegmentierung steht die Referenzschicht mit der Referenzkontur zur Verfügung. In ihr sind die Konturpunkte präzise lokalisiert. Die Vorgehensweise besteht darin, daß Bildausschnitte in der Referenzschicht um die Konturpunkte (zweite Bild von rechts) in der aktuellen Schicht gesucht werden. Indem in der aktuellen Schicht Bildausschnitte gefunden werden, die mit den Referenzausschnitten weitgehend übereinstimmen, können die korrekten Positionen der jeweiligen Punkte lokalisiert werden (Bild ganz rechts).

Für jeden einzelnen Konturpunkt der aktuellen Segmentierungskontur wird eine individuelle Energiefunktion berechnet, die in einer komparativen Positionsbestimmung versucht, im aktuellen Datensatz jene Position zu finden, die der Position des korrespondierenden Konturpunktes im Referenzdatensatz entspricht. Diese inhaltsbasierte Bestimmung der optimalen Positionen der Konturpunkte wird erreicht, indem der Bildausschnitt im Referenzdatensatz um den korrespondierenden Punkt herum im aktuellen Datensatz durch Anwendung einer Registrierungsfunktion gesucht wird. Die Ergebnisse dieser Registrierungsfunktion quantifizieren innerhalb eines vorgegebenen Suchbereichs, wie gut ein Ausschnitt im aktuellen Bild mit dem Ausschnitt in Referenzmodell übereinstimmt (vergleiche Abbildung 4.23). Die zweidimensionale Funktion dieser Übereinstimmung wird dann als externe Energiefunktion für den betrachteten Konturpunkt angewandt.

Diese Definition der externen Energiefunktion korrespondiert zu der „hill climbing“ Methode zur Lösungsfindung bei wissensbasierten Systemen [Pup93]. Der Referenzbereich stellt in diesem Fall die Zieldefinition dar. Die Korrelationsfunktion stellt den Maßstab für die Ähnlichkeit von aktuellem Zustand und Zielfunktion dar. Den einzigen grundlegenden Unterschied zu einem wissensbasierten System stellt die Überlagerung der externen Energiefunktion durch die interne Kraft dar. Durch diese Überlagerung findet eine Modifikation der Lösungsfunktion statt, bei der ein Kompromiß zwischen der externen Optimallösung und der internen Optimallösung hergestellt wird.

Die externe Kraft  $\mathbf{N}_{k,ext}$  entspricht dem externen Verschiebungsvektor  $\mathbf{v}_{k,ext}$  für den k-ten Punkt. Es gilt:

$$v_{k,ext} \in \mathfrak{R}^2, \text{ mit } 0 \leq k \leq n$$

$$v_{k,ext} = \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix} \quad (52)$$

$dx$  und  $dy$  sind die Verschiebungen in Pixeln in Richtung der x-Achse und y-Achse, um die der Verschiebungsvektor  $v_{k,ext}$  den Konturpunkt verschiebt.

Im Unterschied zu den Einzelkräften der internen Kraft gibt es bei der externen Kraft nicht den optimalen Punkt, der durch einen Verschiebungsvektor angenähert werden kann. Statt dessen handelt es sich bei der externen Kraft um einen Verschiebungsvektor, der einen Kompromiß zwischen den unterschiedlichen Maxima der externen Energiefunktion repräsentiert. Welches Maximum innerhalb der Energiefunktion am sinnvollsten ist, kann durch einige Faktoren beeinflusst werden. Einerseits könnte das globale Maximum als optimale Lösung angesehen werden. In diesem Fall würde der Kraftvektor immer auf dieses globale Maximum zeigen. Andererseits kann es auch sinnvoll sein, bei der Bewertung eines Maximums die aktuelle Position des Konturpunktes einzubeziehen. Befindet sich der aktuelle Konturpunkt bereits in der Nähe eines ausgeprägten Maximums, kann es gerade im Zusammenspiel mit der internen Kraft sinnvoller sein, dieses naheliegende Maximum anzustreben, als gegebenenfalls ein deutlich weiter entferntes Maximum auszuwählen, das zu einer deutlichen Verschlechterung der internen Kraft führen könnte. Eine Bewertung der Energiefunktion muß daher durch eine angepaßte Kraftfunktion vorgenommen werden (siehe Abschnitt 4.1.8.3.3).

Für die Beurteilung, wie gut die Umgebung eines gerade betrachteten Punktes mit der Umgebung des korrespondierenden Punktes im Referenzmodell übereinstimmt, bieten sich Korrelationsfunktionen an. Wie bereits in Abschnitt 3.11 beschrieben wurde, können mit Korrelationsfunktionen quantitative Beurteilungen von Signalähnlichkeiten bestimmt werden. Im Fall der externen Energie besteht die Zielsetzung darin, die Ähnlichkeiten von Intensitätsverläufen um zwei Punkte herum zu berechnen. Wie bereits erwähnt, wird bei dem hier beschriebenen Ansatz die Mutual Information als Korrelationsfunktion angewandt.

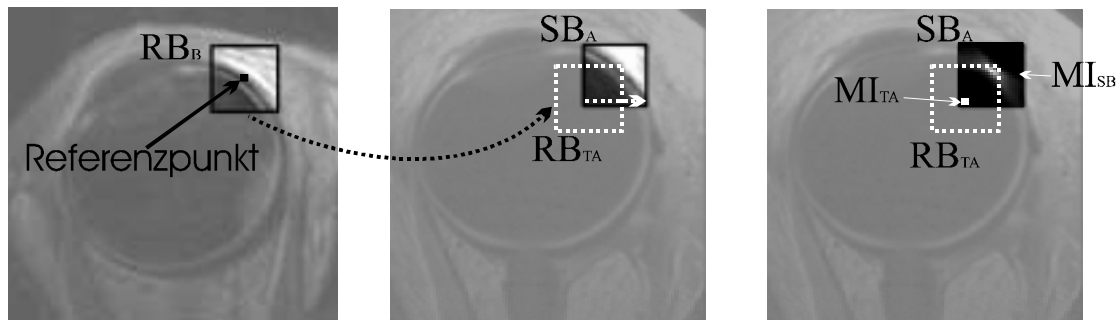
Neben der Mutual Information wurden in der wissenschaftlichen Literatur eine Vielzahl weiterer Korrelationsfunktionen beschrieben, die ebenfalls für die Anwendung bei der externen Kraft in Frage kommen. Die Entscheidung zur Anwendung der Mutual Information beruht vor allem auf den in der aktuellen Literatur belegten Erfolgen der Mutual Information bei der Quantifizierung von Ähnlichkeiten zwischen unterschiedlichen Bilddaten. Dabei konnte die Mutual Information selbst bei der Registrierung von unterschiedlichen Bildmodi gute Ergebnisse vorweisen. Eine ausführliche Untersuchung anderer Korrelationsfunktionen liegt aufgrund des bereits sehr großen Umfangs der aktuellen Arbeit außerhalb des vorgegebenen Untersuchungsrahmens.

#### 4.1.8.3.1 Externe Energiefunktion mittels Mutual Information

Bei der Berechnung der externen Energie werden nur Translationen als mögliche Transformationen einbezogen. Dadurch werden die im Abschnitt 3.11.2 beschriebenen Probleme mit der Interpolation von Bilddaten vermieden. Da Rotationsunterschiede zwischen dem aktuellen Datensatz und dem Referenzmodell bereits bei der Anpassung des Referenzmodells kompensiert wurden, stellt diese Einschränkung der externen Energie auf Translationen keine Beschränkung der allgemeinen Anwendbarkeit dar.

Nachfolgend soll die Berechnung der externen Energiefunktion für einen Konturpunkt  $s_k$  in dem aktuellen Bild  $A$  und dem Referenzbild  $B$  erläutert werden. Da bei der externen Energiefunktion lediglich die optimale Position eines Konturpunktes bestimmt werden soll, ist es nicht sinnvoll, die gesamten Bilder  $A$  und  $B$  für die Berechnung der Energiefunktion heranzuziehen. Aus diesem Grund wird die Mutual

Information nur für einen Suchbereich  $SB_A$  innerhalb der aktuellen Schicht und einem Referenzbereich  $RB_B$  in der Referenzschicht berechnet (siehe Abbildung 4.24).



**Abbildung 4.24: Berechnung der externen Energiefunktion**

Links: Im Referenzmodell wird der Referenzbereich  $RB_B$  ausgewählt. Der Referenzpunkt bezeichnet die korrekte Position des Konturpunktes der Segmentierung. Der zum Referenzbereich korrespondierende Ausschnitt wird im aktuellen Datensatz gesucht, indem die Mutual Information zwischen dem Referenzbereich und der entsprechenden Schicht im aktuellen Datensatz berechnet wird. Mitte: Um den Rechenaufwand zu reduzieren und die Stabilität der Segmentierung zu erhöhen, wird der Referenzpunkt im aktuellen Datensatz lediglich in einem vorgegebenen Bereich gesucht, dem Suchbereich  $SB_A$ . Rechts: Die Werte der Mutual Information  $MI_{SB}$  im Suchbereich entsprechen der externen Energiefunktion.

Theoretisch sind beliebige Größen und Formen für Such- und Referenzbereich denkbar. Zur Vereinfachung und Reduzierung der Berechnungen werden quadratische Such- und Referenzbereiche angewandt. Tests mit rechteckigen und runden Such- und Referenzbereichen zeigten weitgehend übereinstimmende Ergebnisse und rechtfertigen daher nicht den zusätzlichen Rechenaufwand.

Bezüglich der Größe von Such- und Referenzbereich können keine einfachen Vorgaben gemacht werden. Der Referenzbereich im Referenzdatensatz definiert den Bildausschnitt, der im aktuellen Bildmaterial gesucht wird. Je größer der Referenzbereich ist, desto detaillierter sind die Informationen, mit denen im aktuellen Datensatz nach dem korrespondierenden Punkt gesucht wird. Je kleiner der Referenzbereich ist, desto geringer ist die statistische Aussagekraft der Mutual Information. Referenzbereiche kleiner als fünf Pixel Seitenlänge sind daher nicht empfehlenswert, da sie keine verlässliche Identifikation des korrespondierenden Punktes mehr gewährleisten. Auf der anderen Seite kann der Referenzbereich auch zu groß dimensioniert sein. Je größer der Referenzbereich definiert wird, um so größer wird anteilmäßig der Bildbereich, der nicht im direkten Einflußbereich des betrachteten Konturpunktes liegt. Im Extremfall werden bei der Berechnung der Ähnlichkeit anatomische Strukturen eingeschlossen, die nichts mehr mit der betrachteten Organkante gemein haben und so zu einer starken Fehlpositionierung führen. Als einen guten Kompromiß erwiesen sich für den Referenzbereich Matrixgrößen zwischen  $11 \times 11$  und  $41 \times 41$  Pixeln.

Die Dimensionierung des Suchbereichs wird hingegen vor allem durch die zu erwartende Verschiebung der Konturpunkte zu den korrespondierenden Punkten vorgegeben. Je größer die zu erwartenden Positionsabweichungen zwischen den Anfangs- und Endpositionen der Konturpunkte im aktuellen Datensatz sind, desto größer sollte der Suchbereich gewählt werden. Wird der Suchbereich zu klein gewählt, kann es vorkommen, daß die optimale Position nicht innerhalb des Suchbereichs liegt und so nicht durch den Snake erkannt wird. Wenngleich der Algorithmus so implementiert ist, daß der Suchbereich bei einem Wandern des Konturpunktes zum Rand hin neu berechnet wird, kann nicht gewährleistet werden, daß ein langsam ansteigendes Maximum den Punkt tatsächlich in die richtige Richtung lenkt. Andererseits stellt eine deutliche Vergrößerung des Suchbereichs eine beträchtliche Erhöhung des Rechenaufwands dar. Einen guten Kompromiß für die Dimensionierung des Suchbereichs stellen Matrixgrößen zwischen  $20 \times 20$  und  $60 \times 60$  Pixeln dar. Bei diesen Matrixgrößen konnten die korrespondierenden Punkte stabil lokalisiert werden, während der Rechenaufwand in einem akzeptablen Rahmen blieb.



Sollte für die erwartete Abweichung eine Suchmatrix von 60x60 Pixeln nicht ausreichen, bietet sich eine alternative Berechnungsmethode für den Suchbereich an. Anstatt schon im ersten Schritt den Suchbereich vollständig zu berechnen, könnte für eine grobe Lokalisation des Maximums jeder zweite oder dritte Punkt eines deutlich größeren Suchbereichs berechnet werden. Hat sich der Konturpunkt einem Maximum weitgehend angenähert und werden nur noch geringe Verschiebungen des Konturpunktes vorgenommen, kann eine exakte Lokalisation erreicht werden, indem die noch verbleibenden Werte für den relevanten Bereich nachträglich berechnet werden. Auf diese Weise könnte der Rechenaufwand auf relevante Bereiche fokussiert werden. Die erwarteten und tatsächlichen Abweichungen für die Segmentierung des Auges waren jedoch so gering, daß eine solche Vorgehensweise nicht nötig war.

Um die mathematische Herleitung zu vereinfachen, wird bei den nachfolgenden Formeln eine quadratische Form bei Referenz- und Suchbereich angesetzt. Es sei  $SB_A$  der quadratische Suchbereich der Größe  $2d_{SB} + 1$  in der aktuellen Schicht und  $RB_B$  der quadratische Referenzbereich der Größe  $2d_{RB} + 1$ . Der aktuelle Konturpunkt im aktuellen Datensatz ist  $P_{0A}=(x_{0A},y_{0A})$ . Der korrespondierende Punkt im Referenzdatensatz ist  $P_{0B}=(x_{0B},y_{0B})$ . Da bei der Festlegung des Such- und des Referenzbereichs die definierten Bereiche gegebenenfalls auch außerhalb der definierten Bereiche von Bild A oder B liegen können, seien zusätzlich zu den Bildern A und B die konjugierten Bilder  $A^*$  und  $B^*$  definiert. Ohne Beschränkung der Allgemeingültigkeit der Formeln wird bei den konjugierten Bildern der Bereich außerhalb des Definitionsbereiches von A und B mit  $-1$  gefüllt. Damit gilt:

$$A^*(x, y) = \begin{cases} A(x, y), & \text{falls } (x, y) \in A \\ -1 & \text{sonst} \end{cases} \quad \text{und} \quad (53)$$

$$B^*(x, y) = \begin{cases} B(x, y), & \text{falls } (x, y) \in B \\ -1 & \text{sonst} \end{cases} \quad (54)$$

Such- und Referenzbereich sind dann definiert wie folgt:

$$SB_A(x, y, x_{0A}, y_{0A}) = A^*(x + x_{0A}, y + y_{0A}) \cap A, \text{ mit } -d_{SB} \leq x \leq d_{SB} \text{ und } -d_{SB} \leq y \leq d_{SB} \quad (55)$$

$$RB_B(x, y, x_{0B}, y_{0B}) = B^*(x + x_{0B}, y + y_{0B}) \cap B, \text{ mit } -d_{RB} \leq x \leq d_{RB} \text{ und } -d_{RB} \leq y \leq d_{RB} \quad (56)$$

Um die externe Energiefunktion zu berechnen, wird der Referenzbereich über den Suchbereich bewegt. Bei einer Translation  $(x_T, y_T)$ , mit  $-d_{SB} \leq x_T \leq d_{SB}$  und  $-d_{SB} \leq y_T \leq d_{SB}$  lautet die Formel für den transformierten Referenzbereich:

$$RB_{TB}(x, y, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x_T, y_T) = B^*(x + x_{0A} - x_{0B} + x_T, y + y_{0A} - y_{0B} + y_T) \cap A \quad (57)$$

mit  $-d_{RB} \leq x \leq d_{RB}$  und  $-d_{RB} \leq y \leq d_{RB}$

Der korrespondierende Bereich von Bild A ist für die Mutual Information ebenfalls auszuwerten. Er lautet:

$$RB_{TA}(x, y, x_{0A}, y_{0A}, x_T, y_T) = A^*(x + x_{0A} + x_T, y + y_{0A} + y_T) \cap A \quad (58)$$

mit  $-d_{RB} \leq x \leq d_{RB}$  und  $-d_{RB} \leq y \leq d_{RB}$

Die Berechnung der marginalen Entropien für einen vorgegebenen Translationsvektor  $(x_T, y_T)$  lauten:

$$p_A(a, x_{0A}, y_{0A}, x_T, y_T) = \frac{|\{(x, y) \in RB_{TA} \text{ mit } A(x, y) = a\}|}{|RB_{TA}|} \quad (59)$$

$$p_B(b, x_{0B}, y_{0B}) = \frac{|\{(x, y) \in RB_B \text{ mit } B(x, y) = b\}|}{|RB_B|} \quad (60)$$

Die Joint Entropie wird berechnet zu:

$$p(a, b, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x_T, y_T) = \frac{|\{(x, y) \in RB_{TB} \wedge (x, y) \in RB_{TA} \text{ mit } A(x, y) = a \wedge B(x, y) = b\}|}{|RB_{TA} \cap RB_{TB}|} \quad (61)$$

Unter der Voraussetzung, daß der minimale Grauwert im aktuellen Bild  $\min_a$ , der maximale Grauwert  $\max_a$ , der minimale Grauwert im Referenzbild  $\min_b$  und der maximale Grauwert  $\max_b$  ist, berechnet sich die Energiefunktion zu:

$$MI(A, B_T, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x_T, y_T) = \sum_{\substack{\min_a \leq a \leq \max_a \\ \min_b \leq b \leq \max_b}} p(a, b, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x_T, y_T) \cdot \log \left( \frac{p(a, b, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x_T, y_T)}{p_A(a, x_{0A}, y_{0A}, x_T, y_T) p_B(b, x_{0B}, y_{0B})} \right) \quad (62)$$

Die externe Energiefunktion wird berechnet, indem diese Mutual Information bezogen auf die Referenzpunkte  $(x_{0A}, y_{0A})$  im Bild A und  $(x_{0B}, y_{0B})$  in Bild B für den Suchbereich  $-d_{SB} \leq x \leq d_{SB}$  und  $-d_{SB} \leq y \leq d_{SB}$  berechnet wird:

$$\begin{aligned} \text{ExterneEnergie}(A, B_T, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x, y) = \\ \sum_{\substack{\min_a \leq a \leq \max_a \\ \min_b \leq b \leq \max_b}} p(a, b, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x, y) \cdot \log \left( \frac{p(a, b, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x, y)}{p_A(a, x_{0A}, y_{0A}, x, y) p_B(b, x_{0B}, y_{0B})} \right) \quad (63) \\ \text{mit } -d_{SB} \leq x \leq d_{SB} \text{ und } -d_{SB} \leq y \leq d_{SB} \end{aligned}$$

Dabei werden Werte von 0 log 0, die auftreten können, wenn der eine oder andere Grauwert nicht vorkommt, zu 0 gesetzt. Es werden ausschließlich Translationen berücksichtigt. Es wird keine Subpixelgenauigkeit angestrebt, um Interpolationsprobleme zu vermeiden.

#### 4.1.8.3.2 Wichtung der Mutual Information

Die Verwendung der Mutual Information als Korrelationsfunktion für den modellbasierten Snake weist einen Nachteil auf: Die Grauwerte bleiben bei der Berechnung unberücksichtigt, da lediglich die Faktoren der marginalen Wahrscheinlichkeiten und der Joint Entropie mit einfließen. Diese Definition der Mutual Information bietet zwar den Vorteil, daß multimodale Bilder mit deutlich unterschiedlichen Darstellungseigenschaften miteinander registriert werden können. Bei dem modellbasierten Snake wird jedoch ein Referenzdatensatz herangezogen, der in seinen Darstellungseigenschaften weitgehend mit dem aktuellen Datensatz übereinstimmt. In der Gleichheit der Grauwerte besteht daher eine wichtige Wissensquelle, die durch die Mutual Information zunächst nicht ausgenutzt wird.

Wenn beispielsweise in einem T1 MRT-Datensatz der Bulbus dunkel und das Fettgewebe hell dargestellt werden, so werden diese Bildeigenschaften auch in jedem anderen T1 MRT-Datensatz weitgehend ähnlich auftreten. Liegen demnach bei der Registrierung zwei dunkle Pixel übereinander, so ist die Wahrscheinlichkeit, daß diese Pixel zur gleichen anatomischen Struktur gehören deutlich größer, als wenn ein dunkles und ein helles Pixel übereinander liegen. Die Gleichheit der Grauwerte sollte daher bei der Berechnung der Mutual Information „belohnt“, das deutliche voneinander Abweichen statt dessen „bestraft“ werden.

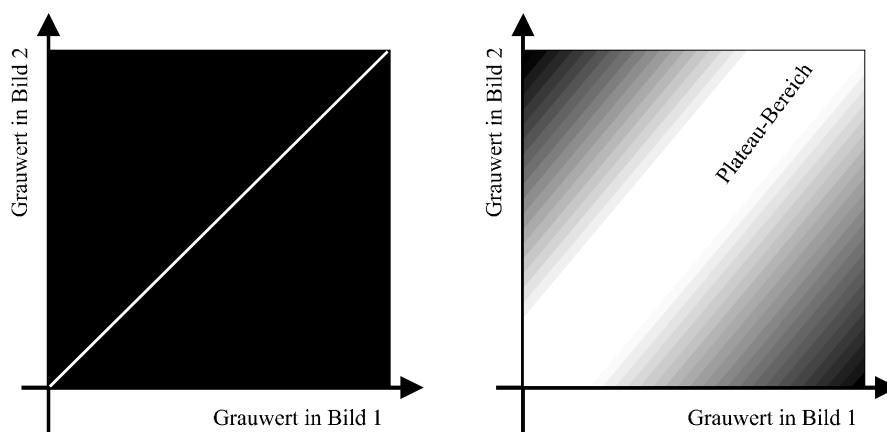
Aus diesem Grund wird bei der Berechnung der Mutual Information eine Wichtung der Grauwertkonstellationen vorgenommen. Die nachfolgende Formel zeigt, wie sich die Wichtungsfunktion  $w(a,b)$  in die Formel der Mutual Information integrieren läßt.

$$MI(A, B_T, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x, y) = \sum_{\substack{\min_a \leq a \leq \max_a \\ \min_b \leq b \leq \max_b}} w(a,b) p(a,b, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x, y) \cdot \log \left( \frac{p(a,b, x_{0A}, y_{0A}, x_{0B}, y_{0B}, x, y)}{p_A(a, x_{0A}, y_{0A}, x, y) p_B(b, x_{0B}, y_{0B}, x, y)} \right) \quad (64)$$

Wären die Bildgebungseigenschaften bei sämtlichen Patienten und Aufnahmegegeräten vollständig identisch, würde sich als Wichtungsfunktion die Identische Funktion anbieten:

$$w_{Identische}(a,b) = \begin{cases} 1, & \text{falls } a = b \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (65)$$

Durch die Anwendung der Identischen Funktion würden bei der Berechnung der Mutual Information sämtliche Pixel mit übereinstimmenden Grauwerten berücksichtigt werden. Alle weiteren würden bei der Berechnung der Mutual Information ignoriert werden. Das Maximum der Mutual Information würde dann erreicht werden, wenn die beiden Bilder in der Form übereinander geschoben wären, bei der für die meisten Pixel der obere Grauwert exakt mit dem unteren Grauwert übereinstimmt. Würden alle anatomischen Strukturen immer den gleichen Grauwert aufweisen, könnte auf diese Weise die optimale Registrierungsposition ermittelt werden.



**Abbildung 4.25: Wichtungsfunktionen für die Mutual Information**

Links: Bei der identischen Wichtungsfunktion werden abgesehen von jenen Werten, wo die Grauwerte der übereinander liegenden Pixel in Bild 1 und Bild 2 identisch sind, alle Wichtungswerte auf 0 (schwarz) gesetzt. Auf der Identischen sind sie 1 (weiß). Rechts: Bei der weichen Identischen Funktion existiert ein Plateau (weiß) mit einer vorgegebenen Breite. Zu den Rändern fallen die Wichtungswerte ab.

In der Realität variieren jedoch die Grauwerteigenschaften der Organe von Datensatz zu Datensatz und oft auch zwischen den Schichten eines Datensatzes. Aus diesem Grund macht eine „weiche Identische Funktion“ mehr Sinn als die reine Identische Funktion  $w_{Identische}(a,b)$ . Diese weiche Identische Funktion  $w_{WI}$  hat einen Plateauwert  $v_1$  und einen Basiswert  $v_0$ . Der Verlauf vom Plateau- zum Basiswert wird durch die Verlaufsfunktion  $f_V$  vorgegeben. Die Breite des Verlaufs wird durch  $b_W$  vorgegeben:

$$w(a,b) = v_0 + (v_1 - v_0) * f \left( \frac{\sqrt{\left(a - \frac{a+b}{2}\right)^2 + \left(b - \frac{a+b}{2}\right)^2}}{b_W} \right) \quad (66)$$

Stabile Ergebnisse konnten vor allem durch die Verwendung der Exponentialfunktion erreicht werden:

$$w(a,b) = v_0 + (v_1 - v_0) * e^{-\frac{\sqrt{\left(a - \frac{a+b}{2}\right)^2 + \left(b - \frac{a+b}{2}\right)^2}}{b_W}} \quad (67)$$

Erste Tests mit der Anwendung der Wichtungsfunktion zeigten, daß die Mutual Information dadurch deutlich ausgeprägtere Maxima an den korrekten Positionen ausbildet.

#### 4.1.8.3.3 Berechnung der Kraftfunktion

Üblicherweise ist die Kraft definiert als die Ableitung der Energiefunktion. Dementsprechend müßte die zweidimensionale Matrix der Mutual Information abgeleitet werden, um die Kraftvektoren zu bestimmen. Diese Vorgehensweise berücksichtigt ausschließlich lokale Änderungen in der Mutual Information. Dadurch könnte die Bewegung durch den externen Kraftvektor leicht in ein lokales Minimum geleitet werden. Da außerdem die Ergebnisse der Mutual Information so gut waren, daß das globale Maximum fast immer mit dem tatsächlichen optimalen Punkt übereinstimmt, liegt eine andere Vorgehensweise nahe.

Für die Berechnung der externen Kraft aus der externen Energiefunktion wird daher ein Gravitätsfilter angewandt, der den Kraftvektor für einen Punkt berechnet, indem alle Werte der externen Energiefunktion dividiert durch den Abstand des Punktes von den Werten summiert werden:

$$\mathbf{v}_{extern}(x_P, y_P) = \sum_{(x,y) \in SB} \frac{MI(x,y)}{\begin{pmatrix} x_P - x \\ y_P - y \end{pmatrix}} \quad (68)$$

#### 4.1.8.3.4 Selektion der Punkte

Die Tests haben gezeigt, daß es nicht notwendig ist, für alle Konturpunkte die externe Energie zu berechnen. Auch wenn für nur wenige Punkte die externe Energie berechnet und angewandt wurde, wurden die gleichen Ergebnisse jedoch mit deutlich geringerem Rechenaufwand erreicht. Es bietet sich daher an, die Berechnung der externen Energie auf wenige, markante Punkte zu beschränken. Es kommt dabei zu einer Art Arbeitsteilung zwischen der externen und der internen Kraft. Während die externe Kraft die Kontur an das Bildmaterial anpaßt, erhält die interne Kraft die anatomisch sinnvolle Form zwischen den Punkten der externen Kraft.

Wie viele Punkte für eine gute Segmentierung notwendig sind, kann nicht pauschal festgelegt werden. Die Anzahl hängt in erster Linie von der Komplexität und Variabilität der Konturform und der Bildeigenschaften ab. Je komplexer und größer die Variabilität, desto mehr Punkte sollten für eine stabile Segmentierung herangezogen werden.

Für die Segmentierung des Auges werden aufgrund der weitgehenden Symmetrie und Einheitlichkeit der Anatomie lediglich vier bis zehn Punkte ausgewählt, für die die externe Energie berechnet wird. Es wurde ein automatisches Verfahren zur Selektion der externen Energiepunkte entwickelt, um den Arbeitsaufwand für den Benutzer nicht durch das interaktive Eingeben der Punkte zu erhöhen. Dabei wird zunächst für alle Konturpunkte innerhalb der Suchbereiche die Standardabweichung der Grauwerte berechnet. Es werden dann nach der Größe der Standardabweichung und nach dem Abstand der Punkte untereinander die Punkte ausgewählt, die möglichst weit voneinander entfernt sind. Die Standardabweichung wurde als Selektionskriterium ausgewählt, weil die optimale Position durch die externe Energie am besten für ausgeprägte Kanten mit starken Grauwertunterschieden bestimmt wird. Eine gute Verteilung der Punkte auf die gesamte Kontur verbessert die lokale Genauigkeit der Segmentierung, da die Segmentierung in der Nähe der externen Energiepunkte in der Regel am besten war.

#### **4.1.8.4 Koordination des Anpassungsprozesses**

Würden bei einem Iterationsschritt sämtliche Konturpunkte gleichzeitig zu ihrem berechneten optimalen Punkt verschoben werden, würden die Verschiebungen eines Punktes gleichzeitig auch die optimalen Punkte der Nachbarnpunkte verschieben. Auf diese Weise würden sich die Verschiebungen gegenseitig verfälschen. Vor allem die interne Kraft wird in ihrer Winkel- und Distanzkraft maßgeblich durch die angrenzenden Punkte beeinflusst. Im ungünstigsten Fall würde das gleichzeitige Bewegen aller oder mehrerer benachbarter Punkte zum Schwingen der Kontur führen, ohne daß jemals ein stabiler Zustand erreicht werden würde. Aus diesem Grund muß eine Strategie zur Koordination der Konturbewegung angewandt werden, die ein solches Schwingen ausschließt.

Eine effektive Vorgehensweise zur Vermeidung der Schwingbewegung besteht darin, bei jedem Iterationsschritt jeweils nur einen Konturpunkt zu verschieben. Die Veränderungen der internen Energie der benachbarten Punkte werden dann vor der Durchführung der nächsten Iteration neu berechnet. Auf diese Weise können sich die Verschiebungen von benachbarten Punkten nicht mehr innerhalb einer Iteration gegenseitig beeinflussen. Um das Annäherungsverfahren zu beschleunigen bietet es sich außerdem an, jeweils jenen Punkt für die Verschiebung auszuwählen, der den längsten Verschiebungsvektor aufweist.

Weitergehende Tests haben eine weitere Ursache für mögliche Schwingungen aufgedeckt. Wurde die optimale Kontur fast vollständig angenähert und werden die Konturpunkte nur noch im Pixelbereich verschoben, kann es in einzelnen Fällen dazu kommen, daß die optimale Position eines Konturpunktes gerade zwischen zwei Pixeln liegt. Befinden sich die verbleibenden Konturpunkte bereits auf ihren optimalen Positionen, kann es passieren, daß dieser letzte Punkt zwischen den zwei suboptimalen Positionen hin und her springt. Liegen mehrere benachbarte Punkte suboptimal, können auch ganze Kontursegmente sequentiell ins Schwingen kommen.

Um auch solche Schwingungsprozesse zu vermeiden, wurde ein zweiter Aktualisierungsmechanismus integriert. Nach dem Verschieben eines Konturpunktes muß zunächst eine Mindestanzahl von Iterationen verstrichen sein, bevor derselbe Punkt ein weiteres Mal verschoben werden kann, unabhängig von der Länge des Verschiebungsvektors. In den dazwischen liegenden Iterationen werden andere Punkte, deren Verschiebungsvektoren ungleich null sind, aktualisiert. Hierzu wird während der Bewegung der Kontur eine sogenannte History angelegt, die die Bewegungen der einzelnen Konturpunkte dokumentiert. Durch die History werden nur jene Punkte für die Bewegung freigegeben, die in einer vorgegebenen Anzahl von Iterationen nicht mehr bewegt wurden.

Durch die Anwendung dieser beiden Aktualisierungsstrategien ist es gelungen, alle Schwingungsprozesse vollständig auszuschließen und eine korrekte Annäherung der optimalen Lösung zu erreichen.

#### **4.1.8.5 Zusammenspiel von externer und interner Kraft**

Bei der Anwendung des modellbasierten Snake hat sich sehr deutlich das Zusammenspiel und die Arbeitsteilung von interner und externer Kraft gezeigt. Während die externe Kraft die Kontur mit dem Bildmaterial in Übereinstimmung brachte, indem es die Kontur global aber auch lokal an die richtige Position brachte, übernimmt die interne Kraft die Anpassung der Kontur für jene Punkte, für die keine externe Energie berechnet wird. Dabei erwies sich das Zusammenspiel beider Kräfte als wichtiger Stabilisator für die Ergebnisqualität der Segmentierung. Die Berechnung der externen Kraft für eine begrenzte Anzahl von Konturpunkten erwies sich als Vorteil. Würden für alle Konturpunkte die externe Energie berechnet, wirkten sich lokale Fehler oder Anomalien im Bildmaterial wie beispielsweise Artefakte direkt auf die Segmentierung aus. Durch die Berechnung der externen Kraft für ausgewählte Konturpunkte konnte die Segmentierung in solchen Fällen stabilisiert werden.

Ein wichtiger Aspekt stellt auch die Wichtung der Einzelkräfte dar. Wie in den vorangegangenen Abschnitten bereits erwähnt, besteht beim modellbasierten Snake die Möglichkeit, eine Anpassung des Verfahrens an individuelle Eigenschaften des Bildmaterials und der Organe vorzunehmen, indem die Kräfte unterschiedlich gewichtet werden. Für die Segmentierung des Auges wurden daher unterschiedliche Einstellungen auf ihre Stabilität getestet. Insgesamt hat sich gezeigt, daß bei sehr großen Übereinstimmung von Referenzmodell und aktuellem Datensatz die Segmentierungsqualität sehr tolerant gegenüber unterschiedlichen Einstellungen reagiert. Damit erfüllt der Segmentierungsansatz bereits die wichtige Vorgabe an das Gesamtsystem, eine möglichst stabile und hohe Ergebnisqualität zu gewährleisten.

Bei weiterführenden Tests mit Referenzmodellen und aktuellen Datensätzen, die sich in wichtigen Aspekten wie Darstellungseigenschaften und Auflösungen zum Teil deutlich voneinander unterscheiden, haben sich interessante Aspekte bezüglich der Aufgabenverteilung von interner und externer Kraft gezeigt. Eine vergleichsweise unwichtige Rolle scheint die Distanzkraft zu spielen. Wurde das Referenzmodell durch die landmarkenbasierte Registrierung angepaßt, weist die Segmentierungskontur bereits die richtige Größe auf und wird auch durch die externe Kraft nicht mehr deutlich verändert. Dadurch konnten selbst bei ausgeschalteter Distanzkraft sehr gute Ergebnisse erzielt werden. Wurde hingegen die Winkelkraft ausgeschaltet, wiesen die Ergebnisse erwartungsgemäß vergleichsweise schlechte Konturformen auf. Ohne die externe Kraft wurde hingegen keine Anpassung der Kontur an das aktuelle Bildmaterial vorgenommen. Als optimal erwies sich für nahezu alle Fälle eine Wichtung der Distanzkraft mit 0,4 und eine Wichtung von Winkel- und externer Kraft mit eins.

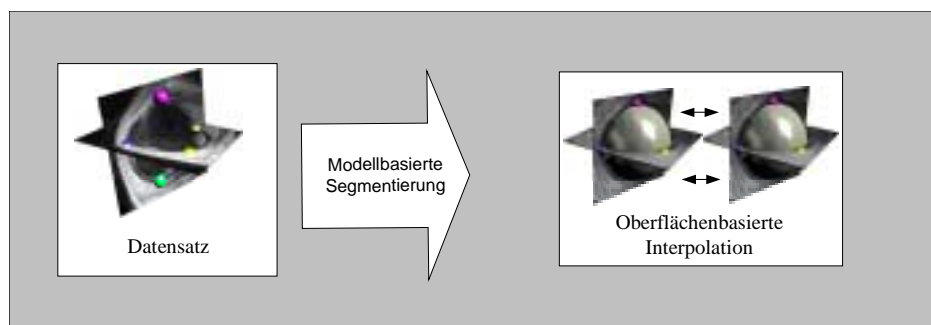
## **4.2 Modellbasierte Interpolation**

Das Konzept der modellbasierten Bildverarbeitung läßt sich nicht nur für die Segmentierung, sondern auch für die Interpolation von medizinischen Bilddaten nutzen. Gravierender Nachteil aktueller Verfahren zur oberflächenbasierten Interpolation stellt der Zeitaufwand dar, der zunächst für die Segmentierung der Daten aufgewandt werden muß, bevor die Interpolation durchgeführt werden kann. Durch das Übertragen der Vorgehensweise bei der modellbasierten Bildverarbeitung auf die Interpolation können zur oberflächenbasierten Interpolation zwei Verfahren angewandt werden:

1. Oberflächenbasierte Interpolation durch die modellbasierte Segmentierung und
2. Oberflächenbasierte Interpolation durch Verwendung der Oberflächendefinition des Referenzmodells.

#### 4.2.1 Oberflächenbasierte Interpolation durch modellbasierte Segmentierung

Bei der Oberflächenbasierten Interpolation durch modellbasierte Segmentierung wird zunächst der gesamte Datensatz durch die im Abschnitt 4.1 beschriebenen Verfahrensschritte segmentiert. Das Ergebnis ist der dreidimensionale segmentierte Datensatz. Anschließend müssen noch die zweidimensionalen Segmentierungskonturen zu einer dreidimensionalen Oberfläche trianguliert werden. Hierfür wird das in Abschnitt 4.1.6.5 beschriebenen Verfahren zur Rekonstruktion der Oberflächen angewandt. Anschließend können die Oberflächenkorrespondenzen zwischen den Bildschichten mittels Radial Basis Interpolation [Rup95] auf den gesamten Datensatz interpoliert werden. Entlang der so berechneten Interpolationspfade kann dann der Datensatz mit beliebiger Auflösung berechnet werden, indem die Grauwerte für beliebige Raumkoordinaten durch Inverse-distance-weighted Interpolation der ursprünglichen Grauwerte angenähert werden.



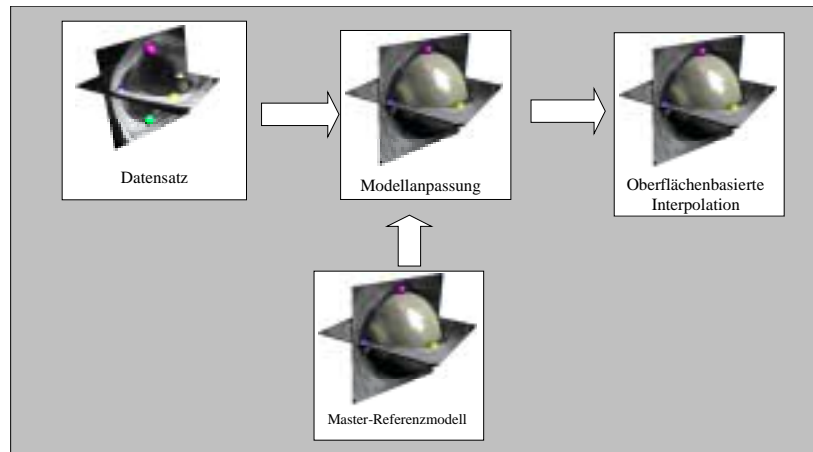
**Abbildung 4.26: Oberflächenbasierte Interpolation durch modellbasierte Segmentierung**

Die Oberflächenbasierte Interpolation nach einer modellbasierten Segmentierung entspricht weitgehend dem herkömmlichen Ansatz zur Oberflächenbasierten Interpolation von medizinischem Bildmaterial. Die zuvor berechneten, zweidimensionalen Segmentierungskonturen der Organe werden zu dreidimensionalen Oberflächen zusammengefaßt. Die dabei berechneten Oberflächenkorrespondenzen werden anschließend auf das gesamte Datenvolumen interpoliert und als Interpolationsfunktion genutzt.

#### 4.2.2 Oberflächenbasierte Interpolation durch Verwendung eines Master-Referenzmodells

Den vergleichsweise guten Ergebnissen der oberflächenbasierten Interpolation steht der große Arbeitsaufwand zur Segmentierung des Datensatzes gegenüber. Dieser Arbeitsaufwand kann in der klinischen Routine jedoch nicht in allen Situationen aufgebracht werden, während eine Verbesserung der Auflösung für die Darstellung in jedem Fall positiv wäre. Die im vorangegangenen Abschnitt beschriebene Oberflächenbasierte Interpolation nach einer modellbasierten Segmentierung erfordert zwar nur einen interaktiven Arbeitsaufwand von unter einer Minute, der Rechen- und damit Zeitaufwand, der zunächst aufgebracht werden muß, ist jedoch erheblich.

Einen guten Kompromiß zwischen dem Rechenaufwand und der Verbesserung der Darstellungsqualität bietet die Oberflächenbasierte Interpolation durch Übertragen eines Master-Referenzmodells. Durch das Übertragen der Referenzsegmentierung des Master-Referenzmodells auf einen aktuellen Fall kann eine oberflächenbasierte Interpolation durchgeführt werden, ohne zuvor eine zeitaufwendige und gegebenenfalls fehleranfällige Segmentierung erforderlich zu machen. Die Verarbeitungsschritte zur Durchführung der oberflächenbasierten Interpolation durch Verwendung eines Master-Referenzmodells werden in Abbildung 4.27 dargestellt. Es wird im ersten Schritt die Grobsegmentierung des aktuellen Datensatzes vorgenommen, indem der allgemeine Bildkontext spezifiziert und anschließend die Referenzsegmentierung des Master-Referenzmodells auf den aktuellen Datensatz übertragen wird. Diese Grobsegmentierung kann dann für die Oberflächenbasierte Interpolation angewandt werden.



**Abbildung 4.27: Oberflächenbasierte Interpolation durch Anpassung des Master-Referenzmodells**

Bei der Oberflächenbasierten Interpolation durch Anpassung des Master-Referenzmodells wird eine schnelle, verbesserte Visualisierung der Patientendaten ermöglicht, ohne zuvor eine aufwendige Segmentierung durchführen zu müssen.

Hierzu werden zunächst die Korrespondenzen zwischen den zweidimensionalen Konturen durch das in Abschnitt 4.1.6.5 beschriebene Verfahren zur Triangulation bestimmt und anschließend mittels Radial Basis Interpolation auf das gesamte Datenvolumen interpoliert. Der Datensatz mit beliebiger Auflösung kann dann durch Linear-gewichtete Interpolation der ursprünglichen Bildwerte entlang der Interpolationspfade berechnet werden.

Diese Vorgehensweise zur Interpolation ist sehr stark von der Annahme einer weitgehend einheitlichen Anatomie des im Datensatz zur Interpolation herangezogenen Organs abhängig. Dabei kann die Grobsegmentierung durchaus von der tatsächlichen Segmentierung abweichen, ohne daß dies unmittelbar mit einer Verschlechterung der Interpolationsergebnisse verbunden wäre, da dies nicht in jedem Fall zu einer Korrelation von unterschiedlichen anatomischen Strukturen führt. Weicht jedoch die Anatomie des Organs, das der Interpolation zugrunde gelegt wird, stark von der des Master-Referenzmodells ab, sind Fehler bei der Interpolation nicht auszuschließen.

Der große Vorteil dieses Interpolationsansatzes besteht in der Möglichkeit zur schnellen Interpolation und Visualisierung von medizinischen Datensätzen, ohne zuvor eine Segmentierung von Organen vornehmen zu müssen. Die Qualität von Routinediagnosen, bei denen nicht von vornherein klar ist, ob weiterführende Untersuchungen oder Bildverarbeitungen vorgenommen werden müssen, kann dadurch deutlich verbessert werden, ohne die dafür notwendigen Kosten unangemessen zu erhöhen.

### 4.3 Modellbasierte Registrierung

Durch die voneinander abweichenden Informationsinhalte der verschiedenen Bildmodi wie beispielsweise CT, MRT T1 und MRT T2 besteht heutzutage eine wichtige Aufgabenstellungen der medizinischen Bildverarbeitung in der Registrierung von Datensätzen. Auf diese Weise kann der Umfang des Wissens über die Anatomie des Patienten und die gegebenenfalls pathologischen Gewebereiche deutlich erweitert werden. Für die Strahlentherapie von Augentumoren stellt dementsprechend die Kombination der CT- und MRT-Daten eine wichtige Aufgabenstellung dar, um die Darstellung der lokalen Absorptionseigenschaften mit einer präzisen Segmentierung der Weichgewebestrukturen zu verbinden.

Bevor die Registrierungsfunktion für zwei Datensätze berechnet werden kann, muß entschieden werden, welcher Datensatz an welchen angepaßt wird. Darüber hinaus müssen die Parameter des Ergebnisdatensatzes wie beispielsweise Auflösung und Orientierung vorgegeben werden. In der Regel lassen sich



diese Fragen aus den Eigenschaften der beteiligten Datensätze ableiten. Für die gegebene Aufgabenstellung zur Rekonstruktion eines Augenmodells aus CT- und MRT-Daten bietet es sich an, den MRT-Datensatz an den CT-Datensatz anzupassen, da CT-Daten einen deutlich größeren Bildausschnitt darstellen als die MRT-Daten. Hingegen ermöglichen die MRT-Daten eine deutlich präzisere Segmentierung der Weichgewebestrukturen als die CT-Daten. Dementsprechend unterstützen auch diese Eigenschaften die Transformation des MRT-Datensatzes in den CT-Datensatz, bei dem die Segmentierung der MRT-Daten übernommen wird. Da die Auflösung der MRT-Daten deutlich über der der CT-Daten liegt, sollte sich die Auflösung des Ergebnisdatensatzes an der des MRT-Datensatzes orientieren.

Eine solche Herleitung der Rahmenbedingungen für die Registrierung von Datensätzen sollte jedoch regelmäßig hinterfragt und gegebenenfalls von Fall zu Fall neu beurteilt werden. Einerseits können Artefakte in den Datensätzen die Bildqualität so beeinträchtigen, daß für die Registrierung relevante Informationen nicht genutzt werden können. Ein typisches Beispiel hierfür stellen Metallartefakte bei den CT-Daten dar, die in einzelnen Fällen so stark sind, daß große Teile der Orbita durch sie überdeckt werden und nicht mehr ausgewertet werden können. Andererseits entwickeln sich auch die bildgebenden Verfahren und mit ihnen die Eigenschaften der Bilddaten stetig weiter. In jüngsten Tests mit den MRT-Daten des Orbitabereichs hat sich gezeigt, daß die lokalen Verzerrungen durch Feldinhomogenitäten so gering sind, daß sie selbst für die Bestrahlungssimulation nicht mehr von Relevanz sind. In diesem Fall ist eine Anpassung der MRT-Daten an die CT-Daten zur Kompensation von Feldinhomogenitäten nicht mehr notwendig.

Da für die Registrierung von zwei Datensätzen die Organe segmentiert und anschließend für die Registrierung weiterverarbeitet werden müssen, stellt die Kombination von mehreren Datensätzen einen beträchtlichen Arbeitsaufwand dar. Bei vielen Untersuchungen wird darüber hinaus nicht nur ein Datensatz, sondern es werden gerade bei MRT-Daten mehrere Datensätze mit verschiedenen Schichtorientierungen erstellt. Dementsprechend erhöht sich die Anzahl der miteinander zu registrierenden Datensätze. Zeichnet sich der Krankheitsherd durch eine komplexe dreidimensionale Erscheinungsform aus, kann eine gleichzeitige Auswertung aller Projektionen erforderlich sein, um eine vollständig Eingrenzung des Krankheitsherdes vorzunehmen. Der Arbeitsaufwand zur Berücksichtigung aller Informationen steigt dadurch beträchtlich an und kann in der Praxis oft nicht aufgebracht werden.

Durch den modellbasierten Bildverarbeitungsansatz kann die Segmentierung von medizinischen Datensätzen mit einem sehr geringen Aufwand erreicht werden. Eine wichtige Fortsetzung dieses Ansatzes besteht darin, Datensätze nach der Segmentierung miteinander zu registrieren, um die sich räumlich ergänzenden Informationen zu kombinieren. Wurden die Datensätze durch die modellbasierte Segmentierung bearbeitet, besteht aufgrund der Tatsache, daß für die Segmentierung miteinander inhaltlich korrelierte Referenzmodelle genutzt wurden, die Möglichkeit, die Datensätze ohne jeden weiteren Arbeitsaufwand zu registrieren.

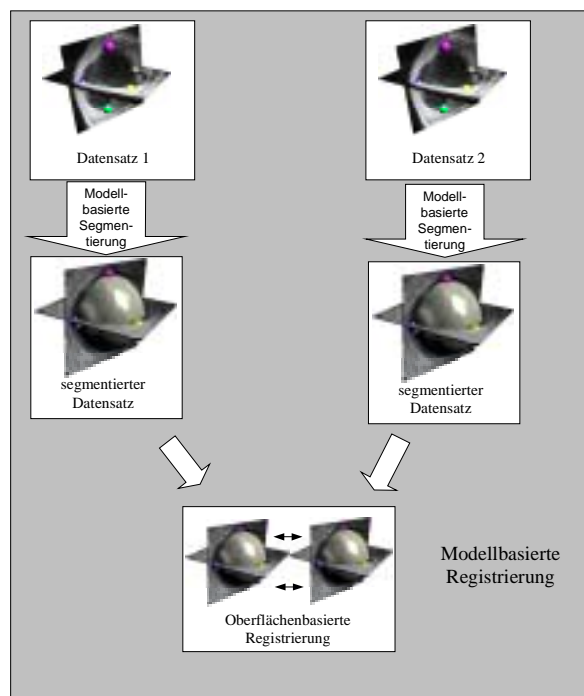
Durch Verwendung des modellbasierten Bildverarbeitungsansatzes bieten sich zwei Möglichkeiten zur Registrierung von medizinischen Datensätzen: Die oberflächenbasierte Registrierung nach einem vorherigen Durchführen der modellbasierten Segmentierung oder durch die Nutzung eines korrelierten Master-Referenzmodells. In den nachfolgenden Abschnitten werden dieses beiden Ansätze beschrieben.

#### **4.3.1 Oberflächenbasierte Registrierung nach einer modellbasierten Segmentierung**

Bei der Oberflächenbasierten Registrierung nach einer modellbasierten Segmentierung werden zunächst die zu registrierenden Datensätze vollständig durch die modellbasierte Segmentierung bearbeitet. Die dabei berechneten Oberflächen der segmentierten Organe müssen nun im nächsten Schnitt miteinander korreliert werden, um die Transformation des einen Datensatzes in den anderen zu definieren. Während bei üblichen Verfahren zur Oberflächenbasierten Registrierung nun ein Matching-Verfahren angewandt

werden muß, um die Oberflächen sinnvoll miteinander zu korrelieren, besteht durch die Übertragung von ähnlichen oder gleichen Referenzmodellen auf die unterschiedlichen Datensätze bereits eine inhaltliche Beziehung der Segmentierungen zueinander. Wie ausführlich diese bereits bekannten Korrelationen zueinander sind, hängt von den verwendeten Referenzmodellen ab.

Wurde für die modellbasierte Segmentierung beider Datensätze das gleiche Referenzmodell benutzt, besteht eine direkte Korrespondenz von jedem einzelnen Oberflächenpunkt der einen Segmentierung zu einem spezifischen Punkt in der Segmentierung des zweiten Datensatzes. Diese Korrespondenzen können für die Definition der Oberflächenbasierten Registrierungsfunktion genutzt werden, ohne zuvor ein Matching beider Oberflächen durchgeführt zu haben. Hierzu wird zunächst für eine grobe Registrierung beider Datensätze die in Abschnitt 4.1.6.4.1 beschriebene landmarkenbasierte Registrierung angewandt. Als Landmarken können die in beiden Datensätzen vorhandenen eingegebenen Landmarken genutzt werden. Anschließend werden zwischen den korrespondierenden Oberflächenpunkten Korrespondenzvektoren konstruiert, die anschließend durch Radial-Basis Interpolation auf den gesamten Datensatz übertragen werden (vergleiche Abbildung 4.28).



**Abbildung 4.28 : Modellbasierte Registrierung nach einer modellbasierten Segmentierung**

Die Abbildung veranschaulicht die Verarbeitungsschritte der modellbasierten Registrierung, bei der zuvor beide Datensätze modellbasiert segmentiert wurden. Der große Vorteil bei der Nutzung der modellbasierten Segmentierungsergebnisse besteht darin, daß jeder Oberflächenpunkt in dem einem Datensatz zu genau einem Oberflächenpunkt in dem anderen Datensatz korrespondiert. Dadurch können eine Vielzahl von Registrierungsreferenzen genutzt werden, ohne zuvor Arbeitsaufwand für die Definition der Registrierungsreferenzen investieren zu müssen.

Wurden für die Segmentierung nicht die gleichen Referenzmodelle genutzt, muß entweder eine Korrelation zwischen den Referenzmodellen hergestellt werden, die anschließend auf die segmentierten Modelle übertragen wird, oder die segmentierten Oberflächen müssen direkt miteinander korreliert werden. Für beide Vorgehensweisen wird das in [vKI99] beschriebene Verfahren zur oberflächenbasierten Korrelation und Rekonstruktion angewandt.

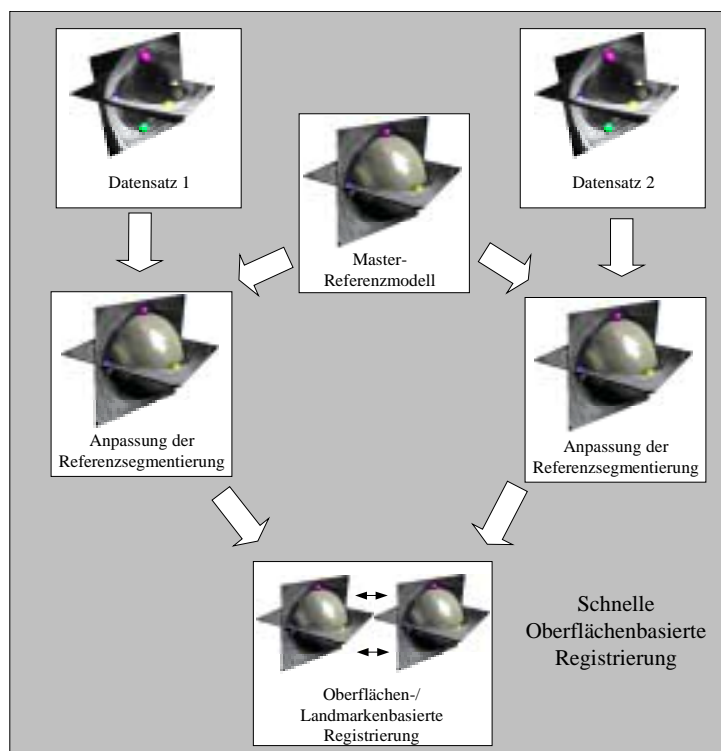
Einen entscheidenden Vorteil bietet der modellbasierte Bildverarbeitungsansatz für die Registrierung von zwei Datensätzen vor allem dann, wenn das gleiche Referenzmodell zur Segmentierung beider Daten-

sätze benutzt wird, da in diesem Fall nicht mehr eine Korrelation der zwei Oberflächen durchgeführt werden muß, bei der gegebenenfalls lokale Fehler auftreten können.

#### 4.3.2 Oberflächenbasierte Registrierung durch Verwendung des Master-Referenzmodells

Bei der Oberflächenbasierten Registrierung durch Verwendung eines Master-Referenzmodells soll einerseits der Vorteil ausgenutzt werden, daß bei einer Platzierung des gleichen Referenzmodells in mehreren Datensätzen kein Oberflächen-Matching zur Registrierung dieser Datensätze mehr durchgeführt werden muß. Andererseits kann es in einzelnen Fällen von Vorteil sein, wenn nicht erst eine aufwendige Segmentierung der Datensätze vorgenommen werden muß, um einen ersten Eindruck von der Problemstellung unter Berücksichtigung aller Informationen zu bekommen. Beide Vorgaben können durch die in Abbildung 4.29 dargestellten Verarbeitungsschritte erreicht werden.

In den zu registrierenden Datensätzen wird das gleiche Referenzmodell platziert, indem die erforderlichen Landmarken eingetragen und die landmarkenbasierte Registrierung aus Abschnitt 4.1.6.4 angewandt wird. Da auf diese Weise in beiden Datensätzen die identischen Oberflächenmodelle vorliegen, existiert zu jedem Oberflächenpunkt in dem einem Datensatz ein korrespondierender Punkt in dem zweiten Datensatz. Die Oberflächenbasierte Registrierung kann dementsprechend erreicht werden, indem zunächst eine Grobregistrierung durch die landmarkenbasierte Registrierung und anschließend eine Feinregistrierung durchgeführt wird, bei der die Korrespondenzen zwischen beiden Oberflächen mittels Radial Basis Interpolation auf das gesamte Datenvolumen interpoliert werden (vergleiche 4.1.6.4.3). Im letzten Schritt müssen lediglich die Bilddaten des einen Datensatzes entlang der interpolierten Transformationspfade in den anderen Datensatz übertragen werden.



**Abbildung 4.29: Verarbeitungsschritte der beschleunigten modellbasierten Registrierung**

Bei der Registrierung durch Verwendung des Master-Referenzmodells wird eine zeitaufwendige Segmentierung der beiden Datensätze vermieden. Statt dessen wird in beiden Datensätzen das gleiche Master-Referenzmodell platziert. Anschließend werden die Oberflächenkorrespondenzen in den angepassten Referenzmodellen für die oberflächenbasierte Registrierung genutzt.

#### **4.4 Zusammenfassung**

Im Abschnitt 2.5 wurden die folgenden Anforderungen an den modellbasierten Bildverarbeitungsansatz gestellt:

1. Geringer interaktiver Arbeitsaufwand,
2. hohe Ergebnisqualität,
3. leichte Anpassung an unterschiedliche Aufgabenstellungen,
4. hohe Stabilität des Systems gegenüber Artefakten durch eine dreidimensionale Verarbeitungsstrategie und
5. hohe Benutzerfreundlichkeit.

Nachdem nun das Gesamtkonzept der modellbasierten Segmentierung beschrieben wurde, ist der Ansatz daraufhin zu untersuchen, inwieweit er den anfänglich gestellten Anforderungen genügt. Wenngleich diese Frage erst durch die im folgendem Kapitel beschriebenen Ergebnisse der durchgeführten Tests endgültig beurteilt werden kann, soll bereits jetzt untersucht werden, welche Anforderungen aufgrund des Systementwurfs zumindest theoretisch erfüllt werden können.

Einer der wichtigsten geforderten Punkte für eine Akzeptanz des Bildverarbeitungsansatzes in der klinischen Routine stellt der möglichst geringe Arbeitsaufwand dar, der für die Bearbeitung des Bildmaterials aufgewandt werden muß. Bei der Erfüllung dieser Zielsetzung muß nicht nur der primäre Arbeitsaufwand berücksichtigt werden, der für eine erste Anwendung des Systems vorgesehen ist. Auch der Arbeitsaufwand für die eventuelle Nachbearbeitung der Ergebnisse zur Korrektur und Weiterverarbeitung der Ergebnisse spielt hierbei eine Rolle. Dementsprechend lassen sich Arbeitsaufwand und Ergebnisqualität nur schwer voneinander trennen. Sind die Ergebnisse eines vollautomatischen Bildverarbeitungsansatzes so fehlerhaft, daß nahezu alle Ergebnisse korrigiert werden müssen, steigt der effektive Arbeitsaufwand schnell über den der rein manuellen Segmentierung, wodurch der Ansatz an sich in Frage gestellt werden müßte.

Da die Frage nach der Ergebnisqualität erst durch die Testergebnisse belegt wird, kann an dieser Stelle der modellbasierte Bildverarbeitungsansatz lediglich auf den theoretischen Arbeitsaufwand untersucht werden. Die einzigen interaktiven Arbeitsschritte des modellbasierten Bildverarbeitungsansatzes bestehen in dem Vorgeben des Bildkontextes und in dem Eingeben der Landmarken. Beide Schritte zusammen benötigen, wie Tests zeigten, einen Arbeitsaufwand von deutlich unter einer Minute. Alle weiteren Verarbeitungsschritte werden automatisch ausgeführt. Dabei ist es egal, ob nur die Segmentierung oder auch die Interpolation und Registrierung angewandt werden sollen, da für alle Verarbeitungseinheiten lediglich der Bildkontext und die Landmarken benötigt werden. Es sind keine weiteren Eingaben durch den Benutzer erforderlich. Der vom klinischen Personal aufzubringende Arbeitsaufwand ist daher als sehr gering einzuschätzen, womit zumindest theoretisch die Anforderung nach einem geringen Arbeitsaufwand als erfüllt angesehen werden kann.

Auf der anderen Seite werden durch die oberflächenbasierten Verfahren die derzeit erfolgreichsten Ansätze für die Interpolation und Registrierung von medizinischen Datensätzen in dem Bildverarbeitungsansatz integriert. Damit vereint die modellbasierte Bildverarbeitung die anscheinend konträren Zielsetzungen eines geringen Arbeitsaufwandes mit guten Ergebnissen für die Registrierung und Interpolation. Durch die weiterführende Nutzung der in der Segmentierung angepaßten Referenzmodelle für die Interpolation und Registrierung wird darüber hinaus eine enge Einbindung von Segmentierung, Interpolation und Registrierung vorgenommen, die eine effiziente Nutzung der Bildverarbeitungsergebnisse untereinander ermöglicht.

Um die Möglichkeit zur Anpassung des Ansatzes auf andere Organe zu testen, wurden in ersten Versuchen Kernspinnbilder des Schädels untersucht. Diese Tests zeigten auch für dieses Bildmaterial qualitativ gute Ergebnisse. Die Anpassung des Ansatzes an das Bildmaterial wurde durch die Erstellung und Anwendung entsprechender Referenzmodelle erreicht. Eine Modifikation weiterer Bildverarbeitungsparameter war nicht notwendig. Dadurch konnte ebenfalls die einfache Anpassung der modellbasierten Bildverarbeitung an andere Aufgabenstellungen in einer ersten Abschätzung belegt werden. Aufgrund der komplexen Variabilität des Gehirns erlauben diese ersten Tests noch keine abschließenden Aussagen darüber, ob die modellbasierte Segmentierung prinzipiell auch Gehirndaten problemlos segmentieren kann. Die Ergebnisse lassen den Autor jedoch mit Zuversicht auf die Erfolgsaussichten einer solchen Erweiterung blicken. Da die anatomischen und bildgebenden Vorgaben bei solchen Daten deutlich von denen des Auges abweichen, liegt eine genaue Untersuchung dieses Anwendungsbereichs außerhalb des Rahmens dieser Arbeit.

Generell muß bezüglich der Erweiterbarkeit der modellbasierten Bildverarbeitung auf andere Aufgabenstellungen angemerkt werden, daß die Konzeption der modellbasierten Bildverarbeitung auf der Annahme basiert, daß die Anatomie des zu segmentierenden Organs eine gewisse Regelmäßigkeit aufweist. Bei Organen, die diese Regelmäßigkeit nicht besitzen, kann der Ansatz in der hier beschriebenen Form voraussichtlich nicht angewandt werden. Ein Beispiel für ein solches Organ mit sehr variabler Anatomie ist der Dünndarm, dessen Verlauf im Abdomen beträchtlich variieren können. Nichtsdestotrotz deckt der modellbasierte Bildverarbeitungsansatz einen beträchtlichen Anteil der möglichen Aufgabenstellungen der medizinischen Bildverarbeitung ab.

Bezüglich der Segmentierung von krankhaften Strukturen wie Tumoren muß darauf hingewiesen werden, daß auch sie aufgrund ihrer Unregelmäßigkeit in Form, Konsistenz und Erscheinungsform nicht durch den grundsätzlichen modellbasierten Segmentierungsalgorithmus bearbeitet werden können. Selbst das Erscheinungsbild von okularen Tumoren ist so variabel, daß die Bearbeitung durch einen weitgehend allgemeingültigen Segmentierungsansatz nicht möglich erscheint. Zielsetzung der modellbasierten Bildverarbeitung ist daher das Segmentieren von regulären Organformen. Da die Segmentierung solcher Organkonturen ca. 90-95% des Arbeitsaufwandes bei der Bildverarbeitung ausmacht, wäre mit diesem Teilziel ein gutes Ergebnis erreicht.

Die Segmentierung physiologischer Strukturen kann jedoch eine wichtige Hilfestellung für weitergehende Analyseverfahren zur Bestimmung irregulärer Strukturen darstellen. So kann bei der Segmentierung von intraokularen Tumoren beispielsweise entlang der physiologischen Organkanten nach ungewöhnlichen Grauwertkonstellationen gesucht werden, um im ersten Schritt pathologischen Gewebereiche zu lokalisieren. In weitergehenden Analyseverfahren kann dann auf die individuellen Erscheinungsformen der Tumoren zielgerichtet eingegangen werden. Eine solche Staffelung der Arbeitsschritte kann zu einer deutlichen Stabilisierung der gesamten Segmentierungsprozedur genutzt werden, ohne daß die Allgemeingültigkeit der entwickelten Algorithmen aufgegeben wird.

Die Neuartigkeit der in diesem Kapitel beschriebenen modellbasierten Bildverarbeitung besteht vor allem in dem Ausmaß, in dem Vorwissen über das auszuwertende Bildmaterial genutzt wird. Es wird nicht nur das Wissen über die Form des zu segmentierenden Organs oder die Eigenschaften des zugrunde liegenden Bildmaterials ausgenutzt. Es wird auch nicht das gleiche Vorwissen auf alle Datensätze in gleicher Weise angewandt. Statt dessen nutzt die Bildverarbeitung gleichzeitig anatomische Eigenschaften, Oberflächeneigenschaften und die typische Erscheinungsform der dargestellten Strukturen aus. Es werden keine pauschalen Annahmen über Form und Darstellung vorausgesetzt, sondern die Informationen direkt aus Musterlösungen bezogen. Darüber hinaus wird das Wissen individuell durch die automatische Auswahl eines geeigneten Referenzmodells an den aktuellen Datensatz angepaßt. In dieser Weise stellt die hier

beschriebene modellbasierte Bildverarbeitung eine Symbiose von Konzepten der künstlichen Intelligenz und bekannten Ansätzen der medizinischen Bildverarbeitung dar.