

## **4 Diskussion**

Im folgenden Kapitel werden die Ergebnisse der beiden vorgestellten Snake-Verfahren miteinander verglichen und hinsichtlich der Optimierung der Parametereinstellungen diskutiert. Weiterhin werden beide Snake-Verfahren anderen Segmentierungsverfahren aus der Literatur gegenübergestellt.

### **4.1 Segmentierung mittels Snake-Verfahren**

Im folgenden Abschnitt wird die Integration der beiden vorgestellten Snake-Verfahren in eine universelle Programmumgebung und die Optimierung der Parameter diskutiert. Anschließend werden die Ergebnisse der beiden Snake-Verfahren untereinander und mit Ergebnissen von Snake-Verfahren anderer Arbeitsgruppen verglichen.

#### **4.1.1 Integration der Snake-Verfahren in eine universelle Programmumgebung zur Bildverarbeitung und -analyse**

Zur Integration der Snake-Verfahren wurde ein universelles Bildverarbeitungs- und -analyseprogramm gesucht, welches dem medizinischen Anwender neben den eigentlichen Snake-Verfahren auch alle weiteren zur Bildverarbeitung und -analyse benötigten Werkzeuge bietet. Mit ImageJ (Image Processing and Analysis in Java) [18] konnte ein hervorragendes Public Domain Programm zur Integration der verwendeten Snake-Verfahren mittels Plugin Technologie in eine vorhandene Bildverarbeitungs- und -analyseumgebung gefunden werden. Ein weiterer Vorteil von ImageJ liegt in der Plattformunabhängigkeit aufgrund der verwendeten Programmiersprache Java [44]. Hierbei ist es möglich, ImageJ auf allen gängigen Betriebssystemen (z.B. Microsoft Windows®, Sun OS®, Mac OS® und Linux) auszuführen. Dies ist im Gegensatz zu dem Programmiersprachen C und C++ ohne betriebssystemspezifische Änderungen im Quellcode möglich. ImageJ ist Open Source und daher über das Internet inklusive Quellcode frei erhältlich [18]. Bei der Benutzung fallen keine Lizenzgebühren an. Durch das Open Source Konzept können Programmierer auf der ganzen Welt an der Entwicklung von ImageJ mitwirken und ihre Programmerweiterungen mittels Plugins zur Verfügung stellen. Dem ImageJ Entwicklerteam wird dabei neben der eigentlichen Programmentwicklung auch verstärkt eine Managementfunktion übertragen,

indem sie die Plugin Entwicklung koordinieren und sehr gute Plugins, wie z.B. die DICOM Import-Funktionalität, in zukünftige ImageJ Versionen als feste Bestandteile integrieren.

Zudem stehen in der Grundfunktionalität des Programms viele Verfahren bereit, die für eine weitere Analyse und Präsentation des Datenmaterials für Mediziner von Nutzen sind. Dazu zählen beispielsweise unterschiedliche Bildfiltermethoden, mathematische Bildoperationen, die schnelle Fourier-Transformation (FFT) und die Histogrammanalyse.

Durch die Verwendung von ImageJ konnte auf diese Weise ohne zeitraubende Neuimplementierung von Basisfunktionen ein komfortables und einfach zu bedienendes Bildverarbeitungs- und -analyseprogramm zur Verfügung gestellt werden.

#### 4.1.2 Optimierung der Parameter des klassischen Snake-Verfahrens

In der vorliegenden Arbeit wurden diffusionsgewichtete magnetresonanztomographische Aufnahmen von Hirninfarktpatienten zunächst mit dem klassischen Snake-Verfahren untersucht. Es entspricht bis auf zwei Modifikationen weitestgehend dem ursprünglichen Snake-Verfahren von Kass et al. [8]. Verbesserungen zum ursprünglichen Ansatz sind:

- Vermeidung der Überlappung von Kontrollpunkten;
- Verbesserungen in der Stabilität der Snakekontur durch Limitierung der maximalen Beweglichkeit innerhalb eines Iterationsschrittes.

Das klassische Snake-Verfahren bietet eine Vielzahl von Parametern zur Anpassung an das vorliegende Bildmaterial, deren wichtigste *wline* und *wedge* sind. Da sich die akute Infarktregion im diffusionsgewichteten Bild hell abgrenzt, wurde der Parameter *wline* im Optimierungsprozess im Parametersatz 1 negativ gewählt ( $wline=-0,2$ ,  $wedge=0,10$ ), was einer Attraktivität zu hellen Regionen entspricht. Es zeigte sich allerdings, dass durch kleine positive Werte des Parameters *wline* im Parametersatz 2 ( $wline=0,15$ ,  $wedge=0,10$ ) der Snake noch dichter an die Infarktregion gebracht werden konnte, was sich in der Auswertung des Testdatensatz 1 durch eine Zunahme des positiven Vorhersagewertes von 0,77 auf 0,93 äußerte. Allerdings besteht in diesem Fall die Gefahr, dass sich die Attraktivität des Snake bei geringsten Abweichungen in der vom Anwender definierten initialen Snake Markierung, hervorgerufen durch den geringen positiven Wert des Parameters *wline*, zu einer dunklen Bildregion hin verändert. Das Resultat ist dann, dass entweder eine andere Geweberegion durch den Snake markiert wird, oder dass der Snake in einem Punkt kollabiert. Aus diesem

Grund eignet sich der Parametersatz 2 nicht zu einer allgemeinen und zuverlässigen Datenauswertung.

Beim Parametersatz 3 ( $wline=-0,2$ ,  $wedge=-0,04$ ) wurde die Kantenbildenergie  $wedge$  variiert, so dass der Snake eine zu große Geweberegion markiert, welche annähert die gesamte Infarktregion umschließt. Dies äußerte sich statistisch bei der Auswertung der Testdatensätze 1-3 durch eine starke Zunahme der Sensitivität (Testdatensatz 1: 0,97; Testdatensatz 2: 1,00; Testdatensatz 3: 1,00). Allerdings kommt es gleichzeitig zu einer starken Abnahme des positiven Vorhersagewertes (Testdatensatz 1: 0,48; Testdatensatz 2: 0,59; Testdatensatz 3: 0,42), bedingt durch die hohe Anzahl falsch positiver Werte. Hieraus folgt, dass zur Auswertung unbedingt Sensitivität und positiver Vorhersagewert gemeinsam betrachtet werden müssen. Die Testdatensätze 4 und 5 zeigten in der Auswertung mit dem Parametersatz 3 sogar in Spezifität und positivem Vorhersagewert schlechtere Ergebnisse als mit den Parametersätzen 1 und 2.

Aufgrund der Segmentierungsergebnisse der fünf Testdatensätze konnte der Parametersatz 1 ( $wline = -0,2$ ,  $wedge = 0,10$ ) als beste Kombination ausgewählt werden. Statistisch liegen Sensitivität und positiver Vorhersagewert auf gleichem Niveau, was weder für eine zu große noch für eine zu kleine Segmentierung spricht. Spezifität und negativer Vorhersagewert liegen in allen Fällen nahe bei 99%, bedingt durch die kleine Anzahl der Bildpunkte der Infarktregionen im Bezug auf die Anzahl der Bildpunkte insgesamt. Mit dem Parametersatz 1 konnten alle 78 Patientendatensätze ohne Probleme ausgewertet werden.

#### 4.1.3 Optimierung der Parameter des SplineSnake-Verfahrens

Als weiteres Snake-Verfahren wurde das SplineSnake-Verfahren auf die diffusionsgewichteten magnetresonanztomographischen Aufnahmen der Infarktpatienten angewandt. Das SplineSnake-Verfahren von M. Jacob et al. [13] besitzt gegenüber dem ursprünglichen Snake-Algorithmus von Kass et al. [8] eine neuartige Repräsentationsform des Snake. Durch kubische B-Splines gelingt es, eine implizite Spannungs- und Glättungskomponente direkt in die Snakekurve zu integrieren, wodurch die interne Energie als explizite Komponente im Snake-Algorithmus an Bedeutung verliert. Hierdurch wird das SplineSnake-Verfahren weitestgehend unabhängig von seinen Eingabeparametern [47] und ist nur im begrenzten Maße durch den Benutzer beeinflussbar. Den stärksten Einfluss auf das Segmentierungsergebnis bietet der Parameter für die Bildenergie. Es kann das Verhältnis

zwischen gradientenbasierten und regionbasierten Bildenergie (siehe Kap. 2.3.3) selektiert werden. Zur Segmentierung von Hirninfarkten unter Berücksichtigung des zugrunde liegenden Bildmaterials eignet sich am Besten die Einstellung „100% Gradient“, welche ausschließlich die gradientenbasierten Bildenergie verwendet. Der Vorteil der gradientenbasierten Bildenergie liegt in der präzisen Detektion von Gewebeübergängen aufgrund von Grauwertübergängen, wohingegen die regionbasierte Bildenergie den gesamten vom Snake umschlossenen Bildausschnitt berücksichtigt.

Das SplineSnake-Verfahren hat sich bei der Parameteroptimierung insgesamt als sehr stabil erwiesen. Gewebestrukturen werden zuverlässig erkannt und nahezu unabhängig von den Eingabeparametern segmentiert. Als zusätzliche einflussreiche, stark von den Benutzer-eingaben abhängige Eingabeparameter bietet das SplineSnake-Verfahren noch die Definition von externen Constraints an. Indem der Benutzer an den Eckpunkten der initialen ROI externe Constraints definiert, kann der SplineSnake-Algorithmus empfindlich beeinflusst werden. Dabei werden den Eckpunkten Gewichte zugeordnet, welche die Deformierung des Snakes an diesen Punkten positiv oder negativ beeinflussen. Externe Constraints wurden bei der Anwendung des SplineSnake-Verfahrens in der vorliegenden Arbeit nicht verwendet, da hierdurch das Ergebnis des SplineSnake-Verfahrens durch den Benutzer zu stark beeinflusst werden kann und somit eine objektive Datenauswertung nicht gewährleistet wäre.

Insgesamt ließen sich ebenfalls alle 78 Patientendatensätze zuverlässig mit dem SplineSnake-Verfahren auswerten.

#### **4.1.4 Vergleich des klassischen Snake-Verfahrens mit dem SplineSnake-Verfahren**

Die 78 Patientendatensätze wurden mit beiden Snake-Verfahren unabhängig voneinander untersucht und die Ergebnisse hinsichtlich der statistischen Parameter verglichen. Hierbei zeigte sich, dass das SplineSnake-Verfahren signifikant besser als das klassische Snake-Verfahren ist, sowohl in der Sensitivität (75% klassischer Snake, 82% SplineSnake,  $p < 0,001$ ) als auch im positiven Vorhersagewert (77% klassischer Snake, 80% SplineSnake,  $p = 0,035$ ). Spezifität und negativer Vorhersagewert liegen, aufgrund der niedrigen Anzahl der Infarktpixel im Vergleich zu den Gesamtpixeln der magnetresonanztomographischen Aufnahmen, bei beiden Verfahren um 99%.

Infarktareale können sehr gut mit dem SplineSnake-Verfahren segmentiert werden, wobei sich der Snake aufgrund seiner gebogenen Begrenzungslinie sehr gut den anatomischen Gegebenheiten bei Hirninfarkten anpassen kann. Der klassische Snake hat in dieser Hinsicht Nachteile, da er nur aus einem Polygonzug besteht, dessen Kanten durch gradlinige Verbindungen zwischen den Eckpunkten bestehen. Die Beobachtung, dass kubische Splines hinsichtlich der Segmentierung physiologischer Gewebestrukturen von Vorteil sind, wurde ebenfalls von der Arbeitsgruppe Bae et al. [35] gefunden, die Leberstrukturen in computertomographischen Aufnahmen untersucht haben. Kubische Splines sind allerdings nur sehr begrenzt für die Segmentierung kleiner Gewebestrukturen geeignet [48], weshalb sich sehr kleine Infarkte (beispielsweise Testdatensatz 1 mit 0,26% Infarkt-Pixeln in Bezug auf die Gesamtfläche des Gehirns) besser mit dem klassischen Snake-Verfahren als mit dem SplineSnake-Verfahren segmentieren lassen. Statistisch belegt wird dies durch den positiven Vorhersagewert bei der Segmentierung des Testdatensatz 1 (77% klassischer Snake, 61% SplineSnake im Vergleich zum Goldstandard), wohingegen die Sensitivität aufgrund der zu großen segmentierten Gewebestruktur im Vergleich zum Goldstandard beim SplineSnake höher als beim klassischen Snake ist (97% SplineSnake, 73% klassischer Snake).

Hinsichtlich der Berechnungszeit verhielten sich beide Snake-Verfahren in etwa gleich. Der Zeitaufwand für die manuelle Definition der initialen ROI liegt bei beiden Snake-Verfahren bei wenigen Sekunden, wobei eine grobe Markierung des zu untersuchenden Bildabschnitts in Form einer ROI mit etwa 10 Bildpunkten bei beiden Snake-Verfahren bei allen untersuchten Datensätzen ausreichend war. In Abhängigkeit des segmentierten Gewebeareals und des verwendeten Computers betrug die Rechenzeit bei beiden Verfahren zwischen einer und fünf Sekunden pro Segmentierung.

## ***4.2 Vergleich zu vorliegenden Ergebnissen von Snake-Verfahren anderer Arbeitsgruppen***

In Abhängigkeit der klinischen Anwendungen werden unterschiedlich spezialisierte Snake-Verfahren unter anderem in der Sonographie [10], Kardiologie [11] und Radiologie [12] eingesetzt.

Hierzu wurden die verwendeten Snake-Verfahren hinsichtlich ihrer Parameter und der zusätzlich benötigten Vorverarbeitungsmethoden jeweils optimal an das verwendete klinische Bildmaterial angepasst. Chen und Lu [10] haben mittels spezieller Filtermethoden und

gewichteten Parametern ein Verfahren zur Segmentierung von Ultraschallbildern mittels Snake-Verfahren entwickelt, welches speziell auf die Problematik der Segmentierung von diffusen Grauwertübergängen in Ultraschallbildern abgestimmt wurde. Gute Ergebnisse konnten Chen und Lu allerdings nur unter der Voraussetzung erzielen, dass die initiale ROI mit einem maximalen Abstand von 20 Pixeln an der zu segmentierenden Gewebestruktur platziert wurde.

Von G. Jacob et al. [11] wurde eine halbautomatische Methode zur Quantifizierung regionaler Herzfunktionen mittels Snake-Verfahren entwickelt. Hierzu wurden zuerst die endo- und epikardialen Gewebegrenzen mittels eines speziell angepassten Snake-Verfahren segmentiert. Aus den Segmentierungsparametern wurden anschließend verschiedene Bewertungszahlen für die Herzfunktion berechnet und mit vorliegenden klinischen Parametern verglichen. In einer Fallstudie wurde das Verfahren allerdings nur an neun Datensätzen von fünf Patienten evaluiert.

Weiterhin wurden Snake-Verfahren auch hinsichtlich der Anwendbarkeit auf unterschiedliche radiologische Aufnahmetechniken, wie der Magnetresonanztomographie (MRT), der Computertomographie (CT) und der Sonographie, optimiert. Yezzi et al. [12] haben hierzu Analysen im Eigenschaftsraum durchgeführt, wobei die initiale ROI auf der Basis einer Potentialwelle definiert wird. Hierdurch konnte anschließend ein sehr schneller und effizienter Snake-Algorithmus angewandt werden.

Ein aus den unterschiedlichen Anwendungsgebieten von Snake-Verfahren resultierendes generelles Problem ist, dass sich die eingesetzten Algorithmen untereinander schlecht vergleichen lassen. Weiterhin wurden bislang wenige Patientenstudien zur Segmentierung mittels Snake-Verfahren durchgeführt, weshalb lediglich wenig Anhalt über den praktischen Nutzen der entwickelten Algorithmen und Programme besteht.

Eine Patientenstudie wurde von Santarelli et al. [49] zur Segmentierung von kardialen magnetresonanztomographischen Aufnahmen durchgeführt. Das eingesetzte Snake-Verfahren wurde an einem Pool von insgesamt 907 kardialen magnetresonanztomographischen Aufnahmen erprobt und gegen einen manuell segmentierten Goldstandard verglichen. Hierzu wurden die Bilddaten zunächst mit einer anisotropen Filtermethode behandelt. Anschließend wurde ein Snake-Verfahren eingesetzt, welches auf einem Gradienten-Vektor Algorithmus basiert und somit besonders gut in konkave Bildregionen gelangen kann. Hierzu muss allerdings eine initiale Region of Interest (ROI) zunächst manuell festgelegt werden. Im

Anschluss wird dann ein automatisches Verfahren benutzt, um die Segmentierungen des Endo- und Epikardium in einem gemeinsamen Bild darzustellen, welches zur weiteren Analyse genutzt werden kann. Hierbei konnte eine gute Übereinstimmung der automatischen und manuellen Segmentierungsergebnisse festgestellt werden. Bei schlechter Bildqualität war allerdings eine automatische Analyse nicht zufrieden stellend durchführbar.

Ein weiteres Verfahren zur Segmentierung von zerebralen magnetresonanztomographischen Aufnahmen mittels Spline Snakes wurde von Chance et al. vorgestellt [50]. Hierbei wurden 23 Schizophrenie-Patienten postmortal hinsichtlich einer Vergrößerung der Hirnventrikel mit eine Vergleichsgruppe von 20 Patienten untersucht. Anschließend konnten Rückschlüsse auf den Krankheitsverlauf gezogen werden. Als Ergebnis konnte eine signifikante Erweiterung der Lateralventrikel bei Schizophreniepatienten gegenüber der Vergleichsgruppe festgestellt werden. Die Segmentierung von Hirnventrikeln gestaltet sich allerdings sehr viel einfacher als die Segmentierung von Hirninfarkten, da sich die Hirnventrikel aufgrund ihrer Homogenität und dem Bildkontrast sehr viel einfacher von den umliegenden Gewebestrukturen abgrenzen lassen. Bei der Segmentierung von Hirnventrikeln zeigte sich analog zu den Ergebnissen der vorliegenden Arbeit, dass kubische Splines aufgrund ihrer gebogenen Struktur besser geeignet sind anatomische Strukturen zu segmentieren als klassische Snake-Verfahren.

#### **4.2.1 3D Segmentierung mittels Snake-Verfahren**

Von Pardo et al. [51] wird auf der Basis von unterschiedlichen magnetresonanz- und computertomographischen Aufnahmen ein Verfahren zur 3D Segmentierung von anatomischen Organen mittels Snake-Verfahren vorgestellt. Die Segmentierung findet hierbei zunächst im 2D-Raum statt. Das Ergebnis der Segmentierung eines Schnittes wird als initiale ROI des nächsten Schnitts verwendet. Somit kann die Segmentierung mittels Snake-Verfahren im 3D-Raum weitestgehend automatisch erfolgen. Die Auswertung im 3D-Raum war allerdings nur dann problemlos möglich, wenn die longitudinale Bildauflösung weitestgehend der vertikalen Bildauflösung entspricht. Dies ist in der medizinischen Praxis nicht zwangsläufig der Fall, da aus Zeitgründen oder zur Reduzierung der Strahlenbelastung die Bildauflösung anisotrop gewählt wird. In diesem Fall bietet sich eine getrennte Segmentierung jeder Aufnahmeschicht an.

Sehr gute Ergebnisse werden von der Arbeitsgruppe Pardo et al. bei der Segmentierung von anatomischen Strukturen (wie z.B. dem Oberschenkelknochen) erzielt, welche sich leicht vom

umgebenden Gewebe abgrenzen lassen. Die Segmentierung des Oberschenkelknochens dauerte auf einem durchschnittlichen Personalcomputer (Pentium III, 400 Mhz) 36 Sekunden pro Schicht und 36 Minuten zur Berechnung des 3D-Modells. Zur Segmentierung von komplexeren Strukturen steigen die Rechenzeiten und die Datenmengen aufgrund der eingesetzten komplexen Filtermethoden jedoch an. Somit ist dieses Verfahren zur Segmentierung von Hirninfarkten aufgrund der großen Variabilität der Infarkte und der schlechten Abgrenzbarkeit vom umliegenden Gewebe weniger geeignet.

#### **4.2.2 Automatische Segmentierung durch Kombination von Snake-Verfahren mit anderen automatischen Analysetechniken**

Die Segmentierung mittels Snake-Verfahren setzt die Definition einer externen Energie und damit die Selektion einer initialen Region of Interest (ROI) voraus. Die Selektion der initialen ROI kann dabei, wie in der vorliegenden Arbeit, durch den Anwender geschehen. Dies setzt allerdings ein *a priori* Wissen über das medizinische Bildmaterial voraus [52]. Um einen erhöhten Automatisierungsgrad zu erreichen, gibt es Bestrebungen die Definition der externen Energie durch automatische Verfahren durchzuführen.

Von Middleton und Damper [53] wurde ein automatisches Verfahren zur Segmentierung von magnetresonanztomographischen Bilddaten der Lunge durch Snakes beschrieben, indem die externe Energie zunächst durch ein Verfahren aus der künstlichen Intelligenz (ein multilayer perceptron, MLP) definiert wird. Das MLP wird trainiert, jeden Pixel als Grenz- oder Nicht-Grenzpunkt zu definieren. Die resultierende Bildfunktion definiert dann die externe Snake Energie, welche dazu benutzt wird, die initiale ROI für den Snake-Algorithmus automatisch zu berechnen.

Ein weiteres Verfahren zur automatischen Segmentierung mittels Snake-Verfahren in der Intrakoronar-Sonographie wurde von Brusseau et al. vorgestellt [54]. Das Hauptinteresse bestand hierbei in der Automatisierung des Verfahrens. Hierzu wurde eine Extremwertanalyse einer speziellen Eigenschaftsfunktion aus den Bildparametern durchgeführt, welche zu der Definition einer initialen ROI führte. Danach wurde die normale Snake-Berechnung durchgeführt. Brusseau et al. haben die Ergebnisse der untersuchten 15 Patienten mit einem manuell segmentierten Goldstandard verglichen und nur geringe Abweichungen festgestellt.

Auch wenn die vorgestellten Verfahren zur automatischen Segmentierung mittels Snake-Verfahren noch relativ jung sind, stellen sie doch eine interessante Erweiterung zur

interaktiven Segmentierung mittels Snake-Verfahren dar. Für die Segmentierung von Hirninfarkten aus magnetresonanztomographischen Aufnahmen mittels Snake-Verfahren ist bislang kein automatisches Verfahren in der Literatur bekannt. Dies lässt sich durch die hohe Komplexität und morphologisch stark unterschiedlichen Strukturen der kranialen magnetresonanztomographischen Bildgebung erklären. Andererseits liegt in dieser Thematik ein interessantes Gebiet zur Erweiterung der in der vorliegenden Arbeit vorgestellten interaktiven Snake-Verfahren.

### **4.3 Interpretation der Ergebnisse der Snake-Verfahren im Vergleich mit automatischen histogrammbasierten Segmentierungsverfahren**

Im folgenden Abschnitt werden die Ergebnisse der Segmentierung mittels Snake-Verfahren denen einer automatischen histogrammbasierten Segmentierung mit identischem Datenmaterial gegenübergestellt. Besonders interessant sind hierbei die Betrachtungen zur Genauigkeit, dem Zeit- und Iterationsaufwand des Nutzers.

#### **4.3.1 Automatische histogrammbasierte Segmentierung**

Die histogrammbasierte Datenanalyse ist ein objektives, robustes und schnelles Verfahren zur automatischen Segmentierung verschiedener anatomischer und funktioneller Strukturen [6, 39]. Die automatische Segmentierung erfolgt nach einmaliger Bestimmung der Programmparameter mit einem geringen Zeitaufwand von etwa einer Sekunde pro Schicht. Auch bei heterogenen und verteilten Infarkten erfordert die automatische histogrammbasierte Segmentierung lediglich einen Segmentierungsschritt, wohingegen zur interaktiven Segmentierung mittels Snake-Verfahren von heterogenen und verteilten Infarkten oftmals mehrere Segmentierungsschritte notwendig sind. Hieraus resultiert eine Zeitersparnis. Die Ergebnisse der automatischen histogrammbasierten Segmentierung sind reproduzierbar und erlauben aufgrund des automatischen Verfahrens eine einfache Benutzerführung. Die Auswertung durch Benutzer ist unproblematisch, da kein *a priori* Wissen vorausgesetzt wird [52]. Ein Nachteil der histogrammbasierten Segmentierung liegt in der Übersegmentierung, d.h. der Ermittlung einer physiologisch nicht sinnvollen Anzahl an Gewebetypen und einer relativ niedrigen Sensitivität. Mit einer Vielzahl von Vorverarbeitungs- und Filtermethoden wurde versucht, diesen Problemen entgegenzuwirken [4, 41].

### **4.3.2 Vergleich der Ergebnisse der Snake-Verfahren mit einer automatischen histogrammbasierten Segmentierung**

Von den 78 Patientendatensätzen konnten 64 Datensätze mit der automatischen histogrammbasierten Segmentierung ausgewertet werden. Es zeigt sich, dass das klassische Snake-Verfahren in der Sensitivität signifikant besser als die automatische Segmentierung ist (75% klassischer Snake, 59% automatische Segmentierung,  $p < 0,001$ ). Das SplineSnake-Verfahren ist ebenfalls in der Sensitivität signifikant besser als die automatische Segmentierung (83% SplineSnake-Verfahren, 59% automatische Segmentierung,  $p < 0,001$ ). In der Spezifität und im positiven und negativen Vorhersagewert zeigten sich sowohl im Vergleich der automatischen Segmentierung mit dem klassischen Snake-Verfahren als auch im Vergleich der automatischen Segmentierung mit dem SplineSnake-Verfahren keine signifikanten Unterschiede.

Die hoch signifikant kleinere Sensitivität bei hoher Spezifität bei der histogrammbasierten Segmentierung im Vergleich zu beiden Snake-Verfahren bedeutet, dass die Infarkte mit der histogrammbasierten Segmentierung im Regelfall zu klein segmentiert wurden. Dieses Problem der histogrammbasierten Segmentierung lässt sich unter Beibehaltung der Segmentierungsqualität nicht durch Parametereinstellungen verbessern.

Alle 78 Patientendatensätze konnten mit den Snake-Verfahren problemlos ausgewertet werden, wohingegen nur 64 Datensätze mit der automatischen histogrammbasierten Segmentierung analysiert werden konnten. Die restlichen 14 Datensätze waren aufgrund mangelnder Bildqualität oder großer morphologischer Unterschiede in den Infarkten nicht zur automatischen histogrammbasierten Segmentierung geeignet. Die Snake-Verfahren sind somit zur Segmentierung von klinischen Bildmaterial besser geeignet. Insgesamt kann festgehalten werden, dass mit einem Minimum an Nutzerinteraktion und zusätzlichem Zeitaufwand mit den interaktiven Snake-Verfahren exaktere Segmentierungen durchgeführt werden können.

### **4.3.3 Vergleich des apparenter Diffusionskoeffizienten (ADC)**

Für die beiden vorgestellten Snake-Verfahren und die automatische histogrammbasierte Segmentierung wurde der für die Pathophysiologie wichtige ADC der segmentierten Hirninfarkte bestimmt. Der ADC liefert zusätzliche Informationen unter Berücksichtigung des

vorliegenden Bildmaterials, zur Altersbestimmung einer ischämischen Läsion und möglicherweise zur Prognose und Entwicklungstendenz von Infarktgewebe.

Im Vergleich zum Goldstandard zeigt das SplineSnake-Verfahren den ADC, welcher dem Goldstandard am nächsten liegt ( $712 \mu\text{m}^2/\text{s}$  SplineSnake-Verfahren,  $724 \mu\text{m}^2/\text{s}$  Goldstandard). Der Mittelwert des ADC liegt bei der automatischen histogrammbasierten Segmentierung und beim klassische Snake-Verfahren etwa auf gleichem Niveau ( $698 \mu\text{m}^2/\text{s}$  automatische Segmentierung,  $692 \mu\text{m}^2/\text{s}$  klassischer Snake). Die Standardabweichung des gemittelten ADC ist beim SplineSnake-Verfahren am geringsten und bei der automatischen Segmentierung am höchsten im Vergleich zum Goldstandard. Das bedeutet, dass mit dem SplineSnake-Verfahren kompaktere zusammenhängende Geweberegionen bestimmt werden, die in Ausdehnung und Lokalisation besser mit dem Goldstandard übereinstimmen. Signifikante Unterschiede sind beim gemittelten ADC zwischen den untersuchten Verfahren nicht vorhanden.

Zusammenfassend zeigt sich, dass von den vorgestellten Verfahren das SplineSnake-Verfahren am besten zur Segmentierung und des daraus bestimmten ADC geeignet ist. Aufgrund der hohen Variabilität des ADC in allen untersuchten Verfahren sind die statistischen Vergleichsmöglichkeiten insgesamt eingeschränkt.

#### **4.3.4 Vergleich der interaktiven mit der automatischen Segmentierung**

Als Fazit des Vergleichs von interaktiver und automatischer histogrammbasierter Segmentierung ist festzuhalten, dass aufgrund der hohen Komplexität und der morphologisch stark unterschiedlichen Strukturen der kranialen magnetresonanztomographischen Bildgebung eine manuelle Kontrolle der Segmentierungsergebnisse durch erfahrenes medizinisches Fachpersonal nach wie vor unerlässlich ist. Es bietet sich an, die Kontrolle und gegebenenfalls Verfeinerungen durch interaktive Segmentierung des Bildmaterials mittels Snake-Verfahren vorzunehmen. Die Qualität bei interaktiven Verfahren ist im Vergleich zu vollautomatischen Verfahren besser, der zusätzliche Zeitaufwand gering und die Bedienbarkeit des Programms gut.

Sowohl bei der automatischen histogrammbasierter Segmentierung als auch bei der Segmentierung mittels beider vorgestellten Snake-Verfahren konnte ein universeller Parametersatz gefunden werden, der die Interaktion bei der Segmentierung deutlich reduziert und die Objektivität der Auswertung erhöht.

Allerdings muss der medizinische Anwender hierzu in der Interpretation des Bildmaterials geschult sein, um die Infarktlokalisierung zu erkennen und die initiale ROI zur Segmentierung mittels Snake-Verfahren festzulegen. Hierbei kann der medizinische Anwender durch automatische histogrammbasierte Segmentierungsverfahren unterstützt werden, da besonders kleine Hirninfarkte manuell leicht übersehen werden können.