

**Einfluss des Einsatzes Künstlicher Intelligenz in der Bildrekonstruktion bei  
Diffusionstensor-Bildgebung (DTI) und T1/T2-Mapping zur Beurteilung zervikaler  
Myelopathien bei HWS-Degenerationen**

Dissertation  
zur Erlangung des akademischen Grades eines  
Doktors der Medizin (Dr. med.)  
an der  
Medizinischen Fakultät der Universität Hamburg

vorgelegt von  
Mostafa Taeb-Sharifi  
Hamburg 2025

Betreuer/Gutachter der Dissertation: Prof. Dr. med. Harald Ittrich

Gutachter der Dissertation: PD Dr. med. Lennart Viezens

Vorsitz der Prüfungskommission: PD Dr. med. Lennart Viezens

Mitglied der Prüfungskommission: Prof. Dr. med. Peter Bannas

Mitglied der Prüfungskommission: Prof. Dr. med. Frank Ückert

Datum der mündlichen Prüfung: 10.02.2026

# Inhaltsverzeichnis

1	Arbeitshypothese und Fragestellung .....	1
2	Einleitung .....	2
2.1	Anatomie .....	3
2.2	Zervikale Spinalkanalstenose und zervikale Myelopathie .....	3
2.3	Klinische Symptomatik .....	6
2.4	Diagnostik.....	7
2.4.1	Elektrophysiologie.....	7
2.4.2	Konventionelles Röntgen und Computertomographie .....	7
2.4.3	Magnetresonanztomographie .....	8
2.5	Künstliche Intelligenz in der medizinischen Bildrekonstruktion .....	13
2.5.1	Deep Learning .....	14
2.5.2	Convolutional Neural Networks (CNN).....	15
2.5.3	Advanced intelligent Clear-IQ Engine (AiCE) von Canon Medical Systems....	15
2.6	Graduierung der zervikalen Spinalkanalstenose .....	16
2.7	Therapie .....	18
3	Material und Methoden.....	19
3.1	Studiendesign und ethische Aspekte .....	19
3.2	Datenakquisition .....	20
3.3	Anatomische, gewichtete MR-Bildgebung .....	21
3.4	T1-Mapping .....	22
3.5	T2-Mapping .....	23
3.6	Diffusion-Tensor-Imaging (DTI).....	24
3.7	Advanced intelligent Clear IQ Engine (AiCE).....	25
3.8	Region of Interest (ROI) .....	26
3.9	Statistische Auswertung .....	28
4	Ergebnisse .....	29

4.1	T1-Mapping .....	30
4.1.1	Veränderungen des Signalquotienten .....	30
4.1.2	Einfluss der AiCE-Stufen .....	32
4.2	T2-Mapping .....	33
4.2.1	Veränderungen des Signalquotienten .....	33
4.2.2	Einfluss der AiCE-Stufen .....	35
4.3	Diffusion-Tensor-Imaging (DTI) .....	36
4.3.1	Veränderungen des Signalquotienten in der FA-Analyse .....	36
4.3.2	Einfluss der AiCE-Stufen auf die FA-Werte .....	37
4.3.3	Veränderungen des Signalquotienten in der ADC-Analyse .....	37
4.3.4	Einfluss der AiCE-Stufen auf die ADC-Werte .....	39
5	Diskussion .....	40
5.1	Einfluss der AiCE-Rekonstruktion auf Bildqualität und Messergebnisse .....	40
5.2	T1-Mapping mit AiCE .....	40
5.3	T2-Mapping mit AiCE .....	42
5.4	Diffusion-Tensor-Imaging (DTI) mit AiCE .....	43
5.5	Limitationen im Studiendesign .....	46
6	Zusammenfassung .....	49
7	Literaturverzeichnis .....	51
8	Abkürzungsverzeichnis .....	55
9	Abbildungsverzeichnis .....	56
10	Tabellenverzeichnis .....	57
11	Anhang .....	59
12	Erklärung des Eigenanteils .....	61
13	Eidesstattliche Versicherung .....	61
14	Danksagung .....	62



# 1 Arbeitshypothese und Fragestellung

Die vorliegende Dissertation untersucht den Einfluss künstlicher Intelligenz (KI) in Form der Advanced intelligent Clear-IQ Engine (AiCE) auf die Bildrekonstruktion im T1-/T2-Mapping sowie in der Diffusionstensor-Bildgebung (DTI) zur Beurteilung zervikaler Myelopathien. Ausgangspunkt dieser Arbeit ist die Beobachtung, dass konventionelle MRT-Verfahren häufig nicht in der Lage sind, subtile und frühe mikrostrukturelle Veränderungen im Myelon adäquat darzustellen, was zu einer Diskrepanz zwischen klinischer Symptomatik und bildgebenden Befunden führt. Die Integration von KI-basierten Rekonstruktionsverfahren könnte diesen Einschränkungen entgegenwirken, indem sie das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) verbessert und somit eine rauschfreiere Darstellung der Gewebestrukturen ermöglicht. Es kann angenommen werden, dass KI-basierte Bildrekonstruktion einen wesentlichen Beitrag zur Optimierung der MRT-Diagnostik bei zervikaler Myelopathie leisten kann. Die zu ermittelnden quantitativen Parameter sollen nicht nur den diagnostischen Mehrwert von T1-/T2-Mapping und DTI unter Einsatz von AiCE untermauern, sondern auch als Grundlage für eine zukünftig verbesserte Therapieplanung dienen. Diese Erkenntnisse könnten somit einen Fortschritt in der bildgebenden Diagnostik und in der klinischen Entscheidungsfindung bei degenerativen Erkrankungen der Halswirbelsäule darstellen.

Basierend auf dieser Überlegung lautete die zentrale Arbeitshypothese:

Der Einsatz der AiCE-Technologie führt zu einer signifikanten Reduktion von Bildrauschen und ermöglicht eine verbesserte Darstellung der mikrostrukturellen Veränderungen im zervikalen Myelon bei Patienten mit Spinalkanalstenosen im Vergleich zu herkömmlichen Bildrekonstruktionsverfahren. Zur Überprüfung der Hypothese soll im Rahmen der Studie untersucht werden, inwieweit die KI-gestützte Bildrekonstruktion mittels AiCE das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) in T1-/T2-Mapping- sowie DTI-Sequenzen verbessert. Gleichzeitig soll analysiert werden, ob der Einsatz von AiCE zu einer signifikanten Verbesserung der Differenzierung der quantitativen Bildparameter zwischen gesundem und pathologischem Gewebe – wie T1- und T2-Relaxationszeiten sowie DTI – führt, besonderes Augenmerk auf den Einfluss des Schweregrades der zervikalen Myelopathie gelegt wird.

## 2 Einleitung

Die zervikale Myelopathie stellt die häufigste Form der nicht-traumatischen Rückenmarkskompression dar und resultiert primär aus degenerativen Prozessen der Halswirbelsäule, wie Bandscheibenprotrusionen, ligamentären Hypertrophien oder ossifizierenden Veränderungen des Ligamentum flavum. Diese pathologischen Veränderungen führen zu einer chronisch-progredienten Einengung des Spinalkanals. Zu den häufigsten Symptomen zählen sensorische, motorische und autonome Dysfunktionen, die von Nackenschmerzen bis hin zu schweren neurologischen Defiziten wie Tetraparesen oder Blasen- und Mastdarmstörungen reichen (Badhiwala et al., 2020). Mit einer zunehmend alternden Bevölkerung nimmt die Prävalenz dieser Erkrankung weiter zu, was erhebliche Auswirkungen auf die Lebensqualität der Betroffenen hat (Nischal et al., 2021; Toktas et al., 2016).

Die Magnetresonanztomographie (MRT) ist das bevorzugte bildgebende Verfahren zur Diagnose zervikaler Myelopathien. Konventionelle MRT-Techniken wie T2-gewichtete Sequenzen sind jedoch oft nicht in der Lage, frühe mikrostrukturelle Veränderungen des Rückenmarks zu erkennen. Dies führt häufig zu einer Diskrepanz zwischen klinischen Symptomen und bildgebenden Befunden, was die frühzeitige Diagnose und Behandlung erschwert (Guan et al., 2015; Nukala et al., 2019).

Studien haben gezeigt, dass herkömmliche gewichtete Sequenzen in vielen Fällen keine ausreichenden Informationen liefern, um das Ausmaß der Schädigung des Rückenmarks genau zu bestimmen (Akshiitha et al., 2022).

In diesem Kontext rücken neuere quantitative Bildgebungsverfahren wie die Diffusionstensor-Bildgebung (DTI) und das T1/T2-Mapping in den Fokus. Diese Methoden ermöglichen eine bessere Charakterisierung der Rückenmarksstrukturen und könnten dazu beitragen, pathophysiologische Veränderungen früher und präziser zu erkennen (Fehlings et al., 2013). Besonders vielversprechend ist der Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) bei der Bildrekonstruktion, wie beispielsweise die Advanced intelligent Clear-IQ Engine (AiCE)-Technologie von CANON, da diese das Bildrauschen reduziert und die Bildqualität optimiert (CANON, 2023).

## 2.1 Anatomie

Die Halswirbelsäule (HWS) bildet den beweglichsten Abschnitt der Wirbelsäule und besteht aus sieben Halswirbeln (Vertebrae cervicales), die durch Bandscheiben, Gelenke und Bänder miteinander verbunden sind. Sie beginnt kranial mit den Kopfgelenken und geht kaudal in die Brustwirbelsäule über. Die Kopfgelenke, bestehend aus den Gelenkverbindungen zwischen dem Schädel (Os occipitale) und den oberen beiden Halswirbeln (Atlas und Axis), erlauben eine Beweglichkeit des Kopfes, einschließlich Rotation, Flexion und Extension (Aumüller G, 2020; Waschke J., 2019).

Der Atlas besitzt keinen Wirbelkörper, sondern besteht aus einem vorderen und hinteren Bogen, die durch seitliche Massen miteinander verbunden sind. Die Achse ist hingegen durch den Dens axis charakterisiert, der sich in die Gelenkfläche des Atlas einfügt und die Rotation des Kopfes ermöglicht (Aumüller G, 2020). Die unteren Halswirbel (C3-C7) besteht aus Wirbelkörper, Querfortsätzen, Dornfortsatz und Gelenkfortsätzen. Die Flächen der Gelenkfortsätze bilden die Facettengelenke, die für die Beweglichkeit der Wirbelsäule von zentraler Bedeutung sind (Aumüller G, 2020; Waschke J., 2019).

Die Bandscheiben, bestehend aus einem gallertartigen Nucleus pulposus und einem fibrösen umgebenden Anulus fibrosus, tragen zur Druckverteilung und Stabilisierung der HWS bei. Ihre Ernährung erfolgt rein durch Diffusion, da sie keine eigene vaskuläre Versorgung besitzen. Degenerative Veränderungen, wie Protrusionen oder Prolapse, treten im Bereich der Bandscheiben auf und können zu einer Einengung des zervikalen Spinalkanals führen (Brugner, 2008).

Die Stabilität der HWS wird zusätzlich durch einen Bandapparat gewährleistet. Die Längsbänder (Ligamentum longitudinale anterius und posterius) verlaufen entlang der Vorder- und Rückseite des Wirbelkörpers und stabilisieren diese zusätzlich. Das Ligamentum flavum verbindet die Laminae benachbarter Wirbel und trägt zur Elastizität der Wirbelsäule bei (Aumüller G, 2020).

## 2.2 Zervikale Spinalkanalstenose und zervikale Myelopathie

Die zervikale Spinalkanalstenose beschreibt eine Einengung des zentralen Spinalkanals im Bereich der Halswirbelsäule (HWS), die durch verschiedene Ursachen hervorgerufen werden kann. Sie stellt eine häufige Erkrankung dar, die sowohl angeboren als auch

erworben sein kann. Erworbene Ursachen umfassen degenerative, traumatische, entzündliche oder neoplastische Prozesse. In den meisten Fällen ist die zervikale Spinalkanalstenose das Ergebnis degenerativer Veränderungen der Wirbelsäule, einschließlich Bandscheibenvorfällen, knöcherner Neubildungen (Spondylophyten) und ligamentärer Verdickungen. Diese Veränderungen können einzeln oder in Kombination auftreten und sowohl die zentrale Spinalkanalweite als auch die Neuroforamina (Abb. 1) betreffen (Meyer et al., 2008; Tetreault et al., 2015).

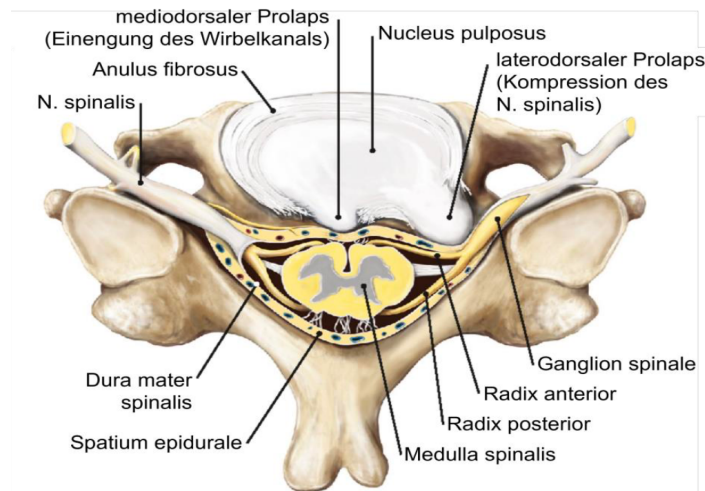


Abbildung 1: Laterodorsaler Prolaps mit Kompression des N. spinalis sowie mediodorsaler Prolaps. (Waschke, J., Bökers, T. M., Paulsen, F. (Hrsg.) (2019): Sobotta Anatomie: Das Lehrbuch. 2. Auflage; Elsevier GmbH/Urban & Fischer, München 2019).

Degenerative Veränderungen der Bandscheiben gehen mit einer Höhenreduktion des betroffenen Zwischenwirbelraums einher. Diese Höhenminderung führt zu einer Annäherung der Wirbelkörper, was die mechanische Belastung auf die Bandscheibe erhöht und deren Vorwölbung in den Spinalkanal begünstigt. In der Folge kann es zu einer ventralen Kompression des Rückenmarks kommen. Diese Veränderungen können durch eine reaktive Hypertrophie des hinteren Längsbandes oder des Ligamentum flavum verstärkt werden, wodurch es zu einer zusätzlichen Einengung des Spinalkanals kommt. In fortgeschrittenen Fällen resultiert eine kyphotische Fehlstellung, die den Druck auf das Rückenmark weiter erhöht (Nouri et al., 2015).

Ein entscheidendes klinisches Merkmal der zervikalen Spinalkanalstenose ist die potenzielle Entwicklung einer zervikalen Myelopathie, die durch eine Kompression des Rückenmarks hervorgerufen wird.

Während die Spinalkanalstenose primär eine anatomische Beschreibung darstellt, ist die zervikale Myelopathie die resultierende Schädigung des Myelons. Die Übergänge zwischen asymptomatischen Fällen, radikulären Symptomen und manifesten myelopathischen Beschwerden sind fließend. Die fortschreitende Kompression kann zu neurologischen Defiziten wie Paresen, Sensibilitätsstörungen und autonomen Dysfunktionen führen (Tetreault et al., 2015). Die Diagnose der zervikalen Spinalkanalstenose und der zervikalen Myelopathie erfolgt primär durch die Magnetresonanztomographie (MRT), da sie die anatomischen und pathophysiologischen Veränderungen mit hohem Weichteilkontrast darstellen kann (Abbildung 2).

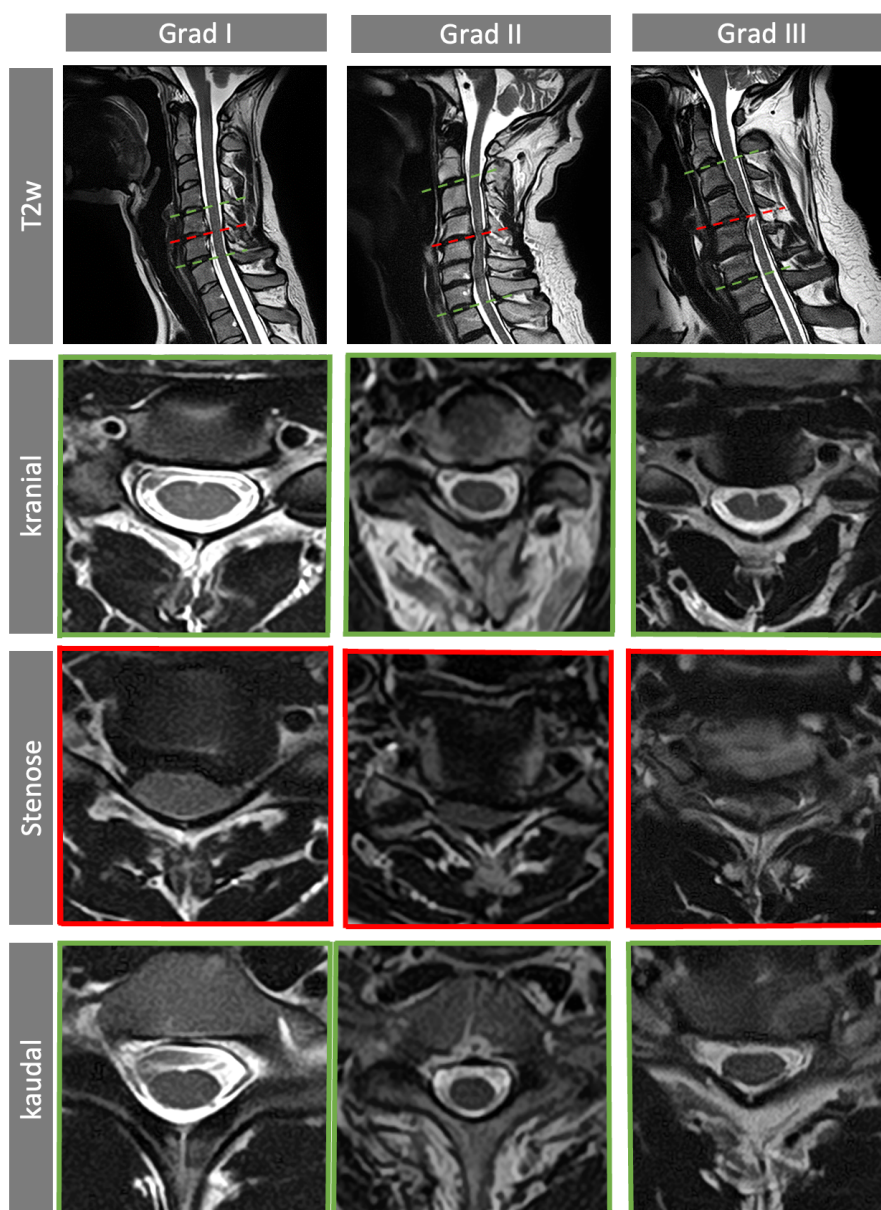


Abbildung 2: Sagittale und axiale T2-gewichtete MRT-Aufnahmen von Untersucherteilnehmer mit Stenosegrad I, II und III, kranial, auf Höhe und kaudal der Stenose.

### 2.3 Klinische Symptomatik

Die klinische Präsentation der zervikalen Spinalkanalstenose und der degenerativen zervikalen Myelopathie (DCM) variiert stark und kann sowohl sensorische, motorische als auch vegetative Symptome umfassen. Während einige Patienten einen schleichenden, über Jahre hinweg fortschreitenden Verlauf erleben, treten bei anderen Symptomen abrupt oder schubweise auf (Badhiwala & Wilson, 2018).

Eine asymptomatische Rückenmarkskompression kann ebenfalls auftreten, wie Studien an asymptomatischen Probanden zeigen (Kovalova et al., 2016).

Zu den häufigsten Beschwerden der DCM zählen Sensibilitätsstörungen wie Parästhesien oder Hypästhesien der Hände. Patienten berichten oft über Einschränkungen der Feinmotorik, die sich im Alltag durch Schwierigkeiten beim Knöpfen von Kleidung oder durch ein unsauberes Schriftbild bemerkbar machen. Schmerzen im Nacken- und Schulterbereich sowie radikuläre Beschwerden in den Armen treten ebenfalls häufig auf (Kalsi-Ryan et al., 2013).

An den unteren Extremitäten manifestiert sich die Erkrankung oft durch Gangunsicherheiten, die durch eine Kompression der Hinterstrangbahnen verursacht werden. Dies kann zu einem breitbasigen, ataktischen Gangbild führen. Bei einer Schädigung der Pyramidenbahnen zeigen sich Zeichen einer oberen Motoneuronschädigung, darunter spastische Tonuserhöhungen, Hyperreflexie und pathologische Reflexzeichen wie das Babinski-Zeichen (Kalsi-Ryan et al., 2013). In fortgeschrittenen Fällen können autonome Symptome wie Blasen- und Mastdarminkontinenz auftreten (Kalsi-Ryan et al., 2013).

Die Differenzialdiagnose zwischen Myelopathie und Radikulopathie ist entscheidend für die Beurteilung der Symptome. Während die Myelopathie durch eine Rückenmarkskompression verursacht wird, treten bei einer Radikulopathie segmentale Symptome auf, die einem Dermatome folgen. Typische Beschwerden bei Radikulopathie umfassen Schmerzen, motorische Schwäche und sensorische Defizite, die im entsprechenden Versorgungsgebiet eines betroffenen Spinalnervs auftreten (Badhiwala et al., 2020; Badhiwala & Wilson, 2018).

## 2.4 Diagnostik

Die Diagnostik der zervikalen Spinalkanalstenose und degenerativen zervikalen Myelopathie (DCM) basiert auf einer Kombination aus klinischer Untersuchung, bildgebenden Verfahren und elektrophysiologischen Tests. Eine frühe, präzise und erfolgreiche Diagnose ist entscheidend, um die Erkrankung optimal zu behandeln und mögliche Differenzialdiagnosen abzuklären.

### 2.4.1 Elektrophysiologie

Elektrophysiologische Tests wie motorisch evozierte Potenziale (MEP) und somatosensibel evozierte Potenziale (SEP) ergänzen die bildgebende Diagnostik (Meyer et al., 2008). Diese Verfahren ermöglichen eine funktionelle Beurteilung motorischer und sensibler Bahnen und helfen, zwischen zentralen und peripheren Schädigungen zu unterscheiden. SEP misst die Leitfähigkeit sensibler Bahnen, während MEP Veränderungen in den Pyramidenbahnen identifizieren kann. Diese Tests haben nicht nur diagnostischen, sondern auch prognostischen Wert, da sie subklinische Schädigungen erkennen können, die auf eine zukünftige Symptomverschlechterung hinweisen. Eine Liquordiagnostik kann im Zweifelsfall durchgeführt werden, um entzündliche oder tumoröse Erkrankungen auszuschließen (Meyer et al., 2008).

### 2.4.2 Konventionelles Röntgen und Computertomographie

Obwohl die konventionelle Röntgendiagnostik weniger detailliert ist, bietet sie durch Flexions- und Extensionsaufnahmen eine kostengünstige Möglichkeit zur Beurteilung dynamischer Instabilitäten und Fehlstellungen der Wirbelkörper der HWS (Meyer et al., 2008).

Die Computertomographie (CT) wird ergänzend zur Beurteilung knöcherner Strukturen eingesetzt. Sie ist besonders hilfreich zur Identifizierung von Spondylophyten, knöchernen neuroforaminalen Stenosen oder Verkalkungen des hinteren Längsbandes (Meyer et al., 2008). In bestimmten Fällen, insbesondere wenn eine MRT nicht durchführbar ist, kann eine CT-Myelographie zusätzlich hilfreich sein. Sie ermöglicht eine Darstellung des Subarachnoidalraums sowie eine indirekte Beurteilung von Kompressionsmustern des Rückenmarks und der Nervenwurzeln.

### 2.4.3 Magnetresonanztomographie

Die Magnetresonanztomographie (MRT) ist aufgrund des hohen Weichteilkontrastes das zentrale und unverzichtbare diagnostische Instrument in der Bildgebung. Sie ermöglicht eine detaillierte Darstellung der Halswirbelkörper, des Rückenmarks, der Bandscheiben sowie der umliegenden Strukturen und bietet somit eine Grundlage für eine präzise Diagnostik und therapeutische Entscheidungsfindung.

Im Folgenden werden die physikalischen Grundlagen der MRT erläutert, bevor anschließend auf die spezifischen Methoden des T1-Mappings und T2-Mappings sowie der Diffusionstensor-Bildgebung (DTI) eingegangen wird. Dabei liegt der Fokus insbesondere auf den jeweiligen Anwendungsbereichen, technischen Besonderheiten und deren Relevanz für die Diagnostik zervikaler Myelopathien.

#### 2.4.3.1 Physikalische Grundlagen

Die Magnetresonanztomographie (MRT) ist ein nicht-invasives Bildgebungsverfahren, das auf den physikalischen Eigenschaften von Atomen und deren Verhalten in starken Magnetfeldern basiert. Sie ermöglicht die Darstellung von Weichteilen und Organen mit hoher Kontrastauflösung, basierend auf der Wechselwirkung zwischen externen Magnetfeldern und Wasserstoffkernen im Körper (Weishaupt, 2014).

Atome bestehen aus einem Kern, der aus positiv geladenen Protonen und neutralen Neutronen zusammengesetzt ist, sowie einer Hülle mit negativ geladenen Elektronen. Der Kernspin, eine quantenmechanische Eigenschaft von Atomkernen, beschreibt den intrinsischen Eigendrehimpuls des Kerns. Wasserstoffatome spielen in der MRT eine zentrale Rolle, da sie in menschlichem Gewebe besonders häufig vorkommen und ein einzelnes Proton besitzen, das aufgrund seiner Ladung ein kleines Magnetfeld erzeugt (Weishaupt, 2014).

Im natürlichen Zustand sind die Spins der Wasserstoffprotonen zufällig ausgerichtet, wodurch ihre magnetischen Momente sich gegenseitig aufheben. Wird jedoch ein starkes externes Magnetfeld angelegt, richten sich die Protonen entweder parallel oder antiparallel zu den Magnetfeldlinien aus. Dieses Verhalten führt zu einer Netto-Magnetisierung entlang der Magnetfeldachse, der sogenannten Längsmagnetisierung (Hashemi, 2017).



Die Protonen führen zusätzlich eine Präzessionsbewegung aus, die als Rotation um die Achse des Magnetfelds beschrieben werden kann. Die Frequenz dieser Präzession, die sogenannte Larmor-Frequenz, ist abhängig von der Stärke des externen Magnetfelds und dem magnetischen Verhältnis des Wasserstoffatoms. Die Larmor-Frequenz beschreibt die Resonanzbedingung, unter der Protonen Energie aufnehmen können (Weishaupt, 2014).

Um die Protonen aus ihrer stabilen Ausrichtung zu kippen, werden Hochfrequenzimpulse (RF-Impulse) eingestrahlt. Diese Impulse sind auf die Larmor-Frequenz abgestimmt und übertragen Energie auf die Protonen. Dadurch werden die Spins aus ihrer parallelen oder antiparallelen Ausrichtung abgelenkt, und es entsteht eine Transversalmagnetisierung senkrecht zur Längsmagnetisierung. Die Auslenkung, der sogenannte Flip-Winkel, wird durch die Dauer und Amplitude des Hochfrequenzimpulses bestimmt (Hashemi, 2017).

Nach Beendigung des RF-Impulses kehren die Protonen durch Relaxationsprozesse in ihren Ausgangszustand zurück. Während dieser Prozesse geben die Protonen die aufgenommene Energie in Form elektromagnetischer Wellen ab, die von den Empfängerspulen des MRT-Geräts aufgezeichnet werden.

Die Rückkehr der Protonen in den Gleichgewichtszustand erfolgt über zwei parallele, aber unabhängige Prozesse (Brown, 2014):

- T1-Relaxation (Spin-Gitter-Relaxation): Dieser Prozess beschreibt die Rückkehr der Protonen zur Längsmagnetisierung. Die T1-Relaxationszeit ist die Zeit, die benötigt wird, bis 63 % der ursprünglichen Längsmagnetisierung wiederhergestellt sind. Sie ist von der Gewebeart und der Stärke des Magnetfelds abhängig.
- T2-Relaxation (Spin-Spin-Relaxation): Hierbei kommt es zum Verlust der Phasenkohärenz der Protonen in der Transversalebene durch Wechselwirkungen der Spins untereinander. Die T2-Relaxationszeit gibt an, wie lange es dauert, bis die Transversalmagnetisierung auf 37 % ihres ursprünglichen Werts abgeklungen ist. Im Gegensatz zur T1-Relaxation ist die T2-Relaxation weitgehend unabhängig von der Magnetfeldstärke.

Das Signal, das in der MRT registriert wird, hängt von der Protonendichte, der T1- und der T2-Relaxationszeit des Gewebes ab. Verschiedene Gewichtungen der Bilder – T1-gewichtet, T2-gewichtet oder protonendichte-gewichtet – werden durch die Wahl der Sequenzparameter bestimmt (Brown, 2014):

- Repetitionszeit (TR): Die Zeit zwischen zwei aufeinanderfolgenden RF-Pulsen.
- Echozeit (TE): Der Zeitraum zwischen der Anregung der Protonen durch den RF-Puls und der Signalaufnahme.

Gradientenspulen erzeugen Magnetfeldgradienten in drei Raumrichtungen, um die Signale räumlich zu kodieren. Diese Gradienten ermöglichen die Schicht-, Phasen- und Frequenzkodierung, wodurch das finale Bild aus den gesammelten Daten rekonstruiert werden kann (Weishaupt, 2014).

#### 2.4.3.2 T1-Mapping

Das T1-Mapping ist eine Magnetresonanztomographie-Technik, die auf der Messung der longitudinalen Relaxationszeit (T1-Zeit) basiert. Diese gibt an, wie schnell die Kernspins der Wasserstoffprotonen nach einer Störung durch Hochfrequenzimpulse (RF-Puls) wieder in ihren thermodynamischen Gleichgewichtszustand zurückkehren. Die T1-Werte werden pixelweise gemessen und in Form von farbkodierten Karten dargestellt, wodurch eine quantitative Analyse der Gewebestruktur möglich wird (Taylor et al., 2016).

Dabei repräsentiert der T1-Wert jedes Bildpunktes die Relaxationszeit des entsprechenden Gewebes. Dies ermöglicht sowohl eine direkte visuelle Interpretation als auch die Berechnung von Durchschnittswerten aus definierten Bereichen, sogenannten Regionen von Interesse (ROI), die gezielt ausgewählt werden können (Fernandes & Rochitte, 2015). T1-Mapping wird in der Forschung zunehmend in der Diagnostik und Forschung eingesetzt, um Gewebeveränderungen nicht-invasiv zu quantifizieren.

Im Laufe der Jahre wurden zahlreiche Mapping-Methoden entwickelt, um die T1-Relaxationszeit effizient zu messen (Taylor et al., 2016):

- Die MOLLI-Technik ist eine der am häufigsten verwendeten Methoden zur Bestimmung von T1-Relaxationszeiten und wird auch an der Halswirbelsäule bevorzugt eingesetzt. Dabei werden nach einer Inversionspuls-Sequenz mehrere T1-gewichtete Bilder während einer einzelnen Atemanhaltephase aufgenommen. Die MOLLI-Technik zeichnet sich durch eine hohe Signal-Rausch-Relation aus, erfordert jedoch längere Atemhaltezeiten, was ihre Anwendung bei Patienten mit eingeschränkter Atemkontrolle erschwert.

- ShMOLLI (Shortened MOLLI) wurde entwickelt, um die Akquisitionszeit zu verkürzen und ist besonders bei Patienten geeignet, die keine langen Atemanhaltezeiten tolerieren können.
- SASHA-Technik (Saturation Recovery Single-Shot Acquisition) eliminiert vollständig die Abhängigkeiten von der Herzfrequenz und bietet eine hohe Messgenauigkeit.

#### 2.4.3.3 T2-Mapping

Das T2-Mapping basiert auf der quantitativen Messung der T2-Relaxationszeit, die den Zerfall der transversalen Magnetisierung beschreibt. Der Signalverlust durch T2-Relaxation folgt einer monoexponentiellen Abklingkurve, die in einer Reihe von Echozeiten (TE) gemessen und durch eine pixelweise Anpassung in eine T2-Karte umgerechnet wird (O'Brien et al., 2022). Im Vergleich zu T2-gewichteten Bildern bietet das T2-Mapping den Vorteil, quantitative Informationen, anstatt nur qualitative Signalintensitäten zu liefern. Dies ermöglicht eine Beurteilung pathologischer Prozesse, wie z. B. Ödeme oder Veränderungen der extrazellulären Matrix (Laule et al., 2007; O'Brien et al., 2022).

Allgemein wird das T2-Mapping eingesetzt, um Veränderungen im Wassergehalt und in der Gewebestruktur zu quantifizieren.

Es gibt verschiedene Ansätze zur Erstellung von T2-Mapping (O'Brien et al., 2022):

- MESE-Technik (Multi Echo Spin Echo): Diese Methode verwendet eine Serie von Spin-Echo-Bildern, die bei unterschiedlichen Echozeiten aufgenommen werden. Die Signalintensität wird pixelweise analysiert, um die T2-Relaxationszeit zu berechnen. Aufgrund ihrer Robustheit gegenüber Bewegungsartefakten wird die MESE-Technik auch an der Halswirbelsäule bevorzugt eingesetzt.
- Gradient und Spin Echo (GraSE): Eine Kombination aus Spin-Echo- und Gradienten-Echo-Techniken, die schnellere Aufnahmezeiten ermöglicht.
- T2-preparierte bSSFP-Sequenzen: Diese Methode kombiniert eine T2-Vorbereitung mit der bSSFP-Technik, um die T2-Relaxationszeit effizient zu messen. Während der T2-Preparation werden Spins durch gezielte Pulssequenzen angeregt, was die präzise Quantifizierung der T2-Werte ermöglicht. Die anschließende Bildaufnahme erfolgt mit der bSSFP-Sequenz.

#### 2.4.3.4 *Diffusion-Tensor-Imaging (DTI)*

Die Diffusion-Tensor-Bildgebung (DTI) ist ein MRT-Verfahren, das zunehmend in der Diagnostik und Beurteilung von degenerativen zervikalen Myelopathie (DCM) eingesetzt wird (Sąsiadek et al., 2012). Sie ist eine Weiterentwicklung der diffusionsgewichteten Bildgebung (DWI) und nutzt die Messung der Bewegung von Wassermolekülen im Gewebe, um mikrostrukturelle Informationen über anatomische Strukturen zu gewinnen. Basierend auf der Brown'schen Molekularbewegung wird die Diffusion von Wassermolekülen durch Hindernisse wie Zellmembranen oder Myelinscheiden in bestimmten Geweben eingeschränkt, wodurch anisotrope Diffusion entsteht. Diese gerichtete Diffusion wird durch die DTI sichtbar gemacht und analysiert. Daher ist die DTI besonders wertvoll, da sie mikrostrukturelle Veränderungen im Rückenmark aufdecken kann, die in gewichteten MRT-Bildgebung oft unsichtbar bleiben (Sąsiadek et al., 2012).

Die DTI basiert auf der Analyse anisotroper Diffusion von Wassermolekülen. Die fraktionale Anisotropie (FA) dient dabei als Marker für die Integrität der weißen Substanz im Rückenmark. Studien haben gezeigt, dass bei zervikaler Myelopathie die FA-Werte signifikant reduziert sind, was auf mikrostrukturelle Störungen wie Demyelinisierung, axonalen Verlust oder extrazelluläres Ödem hinweist. Gleichzeitig können die ADC-Werte, die die Gesamtbewegung von Wassermolekülen messen, erhöht sein (Akshiitha et al., 2022).

Im Vergleich zu T2-gewichteten MRT-Bildern hat sich die DTI als empfindlicher erwiesen, insbesondere bei der Früherkennung von myelopathischen Veränderungen. Während T2-Bilder häufig erst sichtbare Veränderungen zeigen, wenn die Erkrankung bereits fortgeschritten ist, können FA- und ADC-Messungen subtile mikroskopische Schäden frühzeitig nachweisen. Dies ist von besonderer Bedeutung, da frühzeitige Interventionen den Krankheitsverlauf positiv beeinflussen können (Akshiitha et al., 2022; Sąsiadek et al., 2012).

Somit hat DTI das Potenzial, nicht nur die Diagnostik, sondern auch die Verlaufskontrolle und Therapieplanung bei zervikaler Myelopathie zu verbessern. Eine Korrelation zwischen FA-Werten und klinischen Symptomen wurde in mehreren Studien nachgewiesen, was die Bedeutung der DTI als diagnostisches Instrument unterstreicht (Akshiitha et al., 2022; Nischal et al., 2021).

## 2.5 Künstliche Intelligenz in der medizinischen Bildrekonstruktion

Die Integration künstlicher Intelligenz (KI) in die medizinische Bildrekonstruktion hat in den letzten Jahren zu tiefgreifenden Veränderungen geführt und zahlreiche neue Möglichkeiten eröffnet, diagnostische Prozesse zu optimieren und zu automatisieren. Durch den Einsatz von KI-Methoden, insbesondere des maschinellen Lernens und seiner fortgeschrittenen Form, dem Deep Learning, können große Mengen an Bilddaten effizient verarbeitet und präzise analysiert werden. Diese Technologien ermöglichen es, komplexe Muster und subtile Veränderungen in medizinischen Bilddaten zu erkennen, die für das menschliche Auge oft unsichtbar bleiben oder nur schwer zu interpretieren sind (Esteva et al., 2021).

Ein zentraler Vorteil von KI in der Bildgebung ist ihre Fähigkeit, repetitive und zeitaufwändige Aufgaben zu übernehmen, wodurch Radiologen entlastet und Arbeitsabläufe effizienter gestaltet werden können. Beispielsweise können KI-Algorithmen automatisch bestimmte Regionen in Bilddaten segmentieren, potenzielle pathologische Veränderungen markieren oder Unterschiede zwischen normalen und kranken Geweben erkennen. Dies erhöht nicht nur die Geschwindigkeit der Bildanalyse, sondern reduziert auch das Risiko menschlicher Fehler, insbesondere bei großen und komplexen Datensätzen (Litjens et al., 2017).

Ein weiterer bedeutender Vorteil der KI-Technologien zeigt sich in der Magnetresonanztomographie (MRT) und Computertomographie (CT). Hier hat die Integration von KI-basierten Algorithmen dazu geführt, dass die Bildqualität und das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) gesteigert sowie Artefakte reduziert werden können (Lundervold & Lundervold, 2019).

KI-Anwendungen wie Deep Learning können darüber hinaus diagnostische Entscheidungen unterstützen, indem sie Vorhersagemodelle bereitstellen, die auf Basis von Trainingsdaten spezifische Erkrankungen erkennen oder klassifizieren. Ein bekanntes Beispiel ist die Detektion von Tumoren oder die Unterscheidung zwischen malignen und benignen Läsionen in Mammographien, die mit KI-gestützten Systemen schneller und oft genauer erfolgen kann als mit herkömmlichen Methoden (Litjens et al., 2017).

Um das Potenzial von KI in diesem Bereich zu verstehen, ist es notwendig, grundlegende Konzepte kurz zu erläutern, die die Funktionsweise und solche Anwendungstechnologien prägen.

### 2.5.1 Deep Learning

Deep Learning hat sich in den letzten Jahren als eine der fortschrittlichsten Methoden des maschinellen Lernens etabliert und spielt eine zunehmend zentrale Rolle in der medizinischen Bildgebung. Angesichts der immer größeren Mengen an Bilddaten stehen Radiologen vor der Herausforderung, einen effizienten Workflow aufrechtzuerhalten und dabei alle verfügbaren Informationen für Diagnosen präzise zu nutzen (Chan et al., 1990).

Die Geschichte des maschinellen Lernens reicht bis in die 1960er Jahre zurück, als erste Versuche unternommen wurden, Computer für die automatische Bildanalyse im medizinischen Bereich einzusetzen (Winsberg et al., 1967). Diese frühen Rechenansätze blieben jedoch aufgrund der begrenzten Leistung weitgehend unbemerkt. In den 1980er Jahren begann die systematische Erforschung und Entwicklung von Algorithmen des maschinellen Lernens. Ziel war es, sogenannte Computer-aided Diagnosis (CAD)-Systeme zu entwickeln, die Radiologen bei der Interpretation medizinischer Bilddaten unterstützen. Ein Durchbruch gelang 1990, als Chan et al. ein CAD-System vorstellten, das Radiologen bei der Diagnose von Mikrokalzifikationen in Mammographien unterstützte und die Diagnoserate signifikant verbesserte (Chan et al., 1990).

Mit der Einführung des Deep Learnings hat sich das Potenzial von CAD jedoch erheblich erweitert. Deep Learning-basierte Ansätze nutzen künstliche neuronale Netzwerke, die in der Lage sind, komplexe Muster in Bilddaten automatisch zu erkennen und zu analysieren. Deep Learning-Modelle lernen aus annotierten Trainingsdaten, indem sie Zusammenhänge zwischen gewünschten Eingaben (z. B. Bilddaten) und Ausgaben (z. B. Diagnosen) erkennen. Ein gut trainiertes Modell kann diese Fähigkeiten auf neue, unbekannte Daten verallgemeinern. Diese Fähigkeit wird während des Trainings mit Validierungsdaten getestet, und die endgültige Leistung des Modells wird anhand von Testdaten bewertet (Lundervold & Lundervold, 2019).

Ein entscheidender Faktor für den Erfolg von Deep Learning ist die Verfügbarkeit umfangreicher Trainingsdaten. Je größer und vielfältiger die Datensätze, desto besser kann das Modell verallgemeinert und präzise vorhergesagt werden (Litjens et al., 2017).

### 2.5.2 Convolutional Neural Networks (CNN)

Convolutional Neural Networks (CNN) sind eine spezialisierte Klasse künstlicher neuronaler Netzwerke, die insbesondere für die Analyse von Bilddaten entwickelt wurden. Sie basieren auf der Anwendung von Faltungsschichten (Convolutions), um wichtige Merkmale aus Bilddaten extrahieren zu können. CNNs wurden erstmals in den späten 1980er Jahren für die Verarbeitung handgeschriebener Zeichen eingeführt und haben sich seitdem zu einem Standardwerkzeug in der computergestützten Bildverarbeitung entwickelt (LeCun et al., 2015).

CNNs sind tiefschichtige Netzwerke, die aus mehreren speziellen Komponenten bestehen, darunter (LeCun et al., 2015):

- Faltungsschichten (Convolutional Layers): Diese übernehmen die Extraktion relevanter Schichten aus den Bilddaten. Dabei werden kleine Filter über das Bild bewegt, um lokale Muster wie Kanten, Texturen oder Formen zu identifizieren.
- Pooling-Schichten: Um die Datenmenge zu reduzieren und das Modell widerstandsfähiger gegenüber Skalierungs- oder Rotationsvariationen zu machen, werden Pooling-Schichten eingesetzt.
- Aktivierungsfunktionen: Nichtlineare Funktionen, wie die Rectified Linear Unit (ReLU), helfen dabei, komplexe Muster zu lernen, indem sie negative Werte eliminieren und somit die Trainingsstabilität verbessern.
- Vollständig verbundene Schichten: Am Ende des Netzwerks werden die auftretenden Merkmale kombiniert, um eine endgültige Entscheidung zu treffen, beispielsweise eine Klassifikation oder ein Regressionsmodell.

### 2.5.3 Advanced intelligent Clear-IQ Engine (AiCE) von Canon Medical Systems

Die Advanced Intelligent Clear-IQ Engine (AiCE) ist eine Innovation in der medizinischen Bildgebung, insbesondere in der Magnetresonanztomographie (MRT) und Computertomographie (CT). Entwickelt von Canon Medical Systems, basiert AiCE auf einer Deep-Learning-gestützten Bildrekonstruktionstechnologie, die speziell darauf ausgerichtet ist, Bildrauschen zu minimieren und gleichzeitig die Bildqualität zu optimieren.

AiCE nutzt ein Convolutional Neural Network (CNN), um Bilddaten zu analysieren und Bildrauschen zu reduzieren.

Durch die Anwendung von Deep Learning kann das System zwischen relevanten anatomischen Strukturen und Rauschartefakten unterscheiden und so eine Rekonstruktion der Bildinformationen durchführen. Diese Technologie ermöglicht eine verbesserte räumliche Auflösung, ohne die Untersuchungszeit zu verlängern oder den klinischen Workflow zu beeinträchtigen (Boedeker, 2018).

Die AiCE-Technologie wurde auf Basis umfangreicher Bilddatensätze trainiert, sodass sie in der Lage ist, Bildinformationen in Echtzeit zu rekonstruieren. Dabei verbessert AiCE die anatomische Darstellung, indem sie das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) optimiert und die natürlichen Bildstrukturen schärfer und detailgetreuer abbildet (Boedeker, 2018).

Ein entscheidender Vorteil von AiCE ist die nahtlose Integration in den klinischen Workflow. Die Technologie ist direkt in die MRT-Protokolle eingebunden, wodurch der Rekonstruktionsprozess automatisiert abläuft und keine zusätzlichen manuellen Anpassungen erforderlich sind. Dies spart wertvolle Untersuchungszeit und optimiert den radiologischen Arbeitsablauf (Boedeker, 2018; CANON, 2023).

## 2.6 Graduierung der zervikalen Spinalkanalstenose

Die bildmorphologische Graduierung zervikaler Spinalkanalstenosen ist ein wesentlicher Bestandteil der Diagnostik und der Bewertung der Krankheitsprogression. Im Laufe der Zeit wurden verschiedene Klassifikationssysteme entwickelt, die auf unterschiedlichen bildgebenden Verfahren basieren. Ältere Systeme stützen sich primär auf Röntgenbilder und messen beispielsweise das Verhältnis des sagittalen Spinalkanaldurchmessers zur Wirbelkörperbreite (Pavlov et al., 1987). Diese Systeme sind jedoch in der heutigen Diagnostik aufgrund der begrenzten Aussagekraft röntgenologischer Aufnahmen nicht mehr zeitgemäß (Ludolph, 2017).

Ein auf sagittalen T2-gewichteten MRT-Bildern basierendes Graduierungssystem ermöglicht eine detaillierte Einteilung der zervikalen Spinalkanalstenose in vier Grade.

Das von Kang et al. (Kang et al., 2011) vorgestellte System bietet eine Unterscheidung der Verengungsstadien und erleichtert die präzise Beurteilung des Subarachnoidalraums.



### Grade der zervikalen Spinalkanalstenose nach Kang et al.:

**Grad 0:** Keine sichtbare Verengung des Spinalkanals oder des Subarachnoidalraums.

**Grad I:** Verengung des Subarachnoidalraums um mehr als 50 %, ohne Deformation des Rückenmarks.

**Grad II:** Eine Verengung, die mit einer sichtbaren Deformation des Rückenmarks einhergeht, jedoch ohne Signalveränderungen im Rückenmark in T2-gewichteten Sequenzen

**Grad III:** Eine deutliche Kompression des Rückenmarks mit veränderten Signalintensitäten in T2-gewichteten Bildern, die auf ein intramedulläres Ödem oder andere pathologische Veränderungen hinweisen.

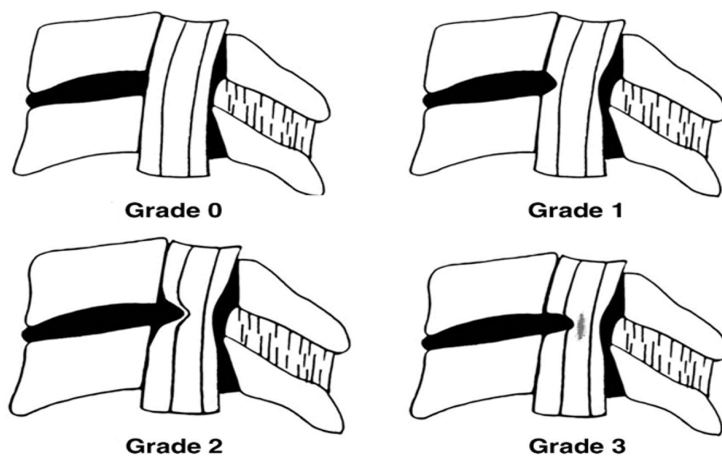


Abbildung 3: Klassifikation der zervikalen Stenose (Kang et al., AJR, 2011)

Die Einteilung nach Kang et al. ermöglicht eine standardisierte Bewertung des Ausmaßes der Stenose (Abbildung 3). Sie erleichtert die Differenzierung zwischen geringer klinischer Relevanz und solchen, die ein erhöhtes Risiko für neurologische Erkrankungen aufweisen. Besonders Grad III, der durch Signalintensitätsveränderungen gekennzeichnet ist, wird als prognostisch ungünstig angesehen, da er auf eine Schädigung des Rückenmarks hinweist (Kang et al., 2011). Diese Klassifikation wird häufig in Studien und in der klinischen Praxis verwendet, um die Notwendigkeit und den Zeitpunkt einer operativen Intervention zu bewerten. Patienten mit Grad III profitieren beispielsweise von einer nachfolgenden operativen Therapie im Gegensatz zu Patienten mit niedrigeren Graden, da das Risiko irreversibler neurologischer Defizite steigt, wenn keine Intervention erfolgt (Fehlings et al., 2013).

## 2.7 Therapie

Das Hauptziel der Therapie der zervikalen Spinalkanalstenose und der degenerativen zervikalen Myelopathie (DCM) besteht darin, den neurologischen Funktionszustand zu erhalten, eine weitere Myelonschädigung zu verhindern und bei Bedarf eine Verbesserung der Symptomatik zu erzielen. Die Therapie kann konservativ oder operativ erfolgen, abhängig von der Schwere der Symptome, der Progression und den individuellen Risikofaktoren des Patienten (Fehlings et al., 2013).

Patienten mit milden oder stabilen Symptomen können zunächst konservativ behandelt werden. Diese Strategie umfasst physikalische Therapie, gezieltes Muskelaufbautraining und Schmerztherapie mit Analgetika oder Infiltrationen (Fehlings et al., 2013; Milligan et al., 2019).

Eine operative Behandlung wird empfohlen, wenn konservative Maßnahmen unzureichend sind oder eine progressive Erkrankung vorliegt. Ziel der operativen Therapie ist die Dekompression des Rückenmarks, um die neurologische Funktion zu stabilisieren oder zu verbessern (Milligan et al., 2019; Tetreault et al., 2015).

Die Wahl der Operationsmethode hängt von der Lokalisation und dem Ausmaß der Stenose sowie von anatomischen Gegebenheiten ab. Zu den häufigsten Verfahren gehören die ventrale Dekompression (z. B. Diskektomie und Fusion), die dorsale Laminoplastik oder die Laminektomie (Rowland, 1992).

### 3 Material und Methoden

In diesem Kapitel werden das Studiendesign, die ethischen Rahmenbedingungen sowie die Kriterien für die Ein- und Ausschluss der Studienteilnehmenden erläutert. Darüber hinaus werden die technischen Parameter, die bei der MRT-Bildgebung eingesetzt wurden, detailliert beschrieben. Abschließend wird ein Überblick über die angewandten Verfahren zur statistischen Datenanalyse gegeben.

#### 3.1 Studiendesign und ethische Aspekte

Diese Studie wurde als prospektive, unizentrische, nichtinterventionelle Fall-Kontroll-Studie durchgeführt.

Die Studiendurchführung erfolgte am 1,5-Tesla-MRT-Gerät (Canon Vantage Orian, Japan) in der Diagnostischen und Interventionellen Radiologie der Schön Klinik Hamburg Eilbek. Im Rahmen dieser Studie wurden insgesamt 82 Probanden im Hinblick auf die Diffusions-Tensor-Bildgebung (DTI) eingeschlossen, wobei die folgenden demografischen Basischarakteristika erfasst wurden:

Tabelle 1: Demografische Basischarakteristika der DTI-Kohorte nach Schweregrad der DCM

Grad nach Kang	Probanden	männlich	weiblich	Alter (Jahre) (Mittelwert ± Standardabweichung)
Grad 0	20	11	9	27,3 ± 19,8
Grad I	20	10	10	55,2 ± 15,4
Grad II	21	15	6	67,3 ± 10,9
Grad III	21	10	11	67,6 ± 12,1

Für das T1-/T2-Mapping wurden insgesamt 71 Teilnehmer untersucht. Dabei ergaben sich folgende Charakteristika:

Tabelle 2: Demografische Basischarakteristika der T1-/T2-Kohorte nach Schweregrad der DCM

Grad nach Kang	Probanden	männlich	weiblich	Alter (Jahre) (Mittelwert ± Standardabweichung)
Grad 0	20	11	9	27,3 ± 19,8
Grad I	14	6	8	55,4 ± 15,5
Grad II	17	12	5	66,7 ± 11,1
Grad III	20	10	10	67,7 ± 12,0

Diese differenzierte Gruppeneinteilung soll eine umfassende Analyse der zervikalen Myelopathie in unterschiedlichen Schweregraden ermöglichen.

Alle Probanden und Patienten wurden vor Studienbeginn ausführlich über Ziele, Ablauf und potenzielle Risiken aufgeklärt. Die Teilnahme war freiwillig und die Studienteilnehmer konnten ihre Einwilligung jederzeit ohne Angabe von Gründen widerrufen. Im Rahmen der Aufklärung wurden die Teilnehmer auch über den Umgang mit Zufallsbefunden informiert. Falls ein relevanter Befund entdeckt wurde, wurde den Betroffenen eine weiterführende medizinische Beratung angeboten.

Die Ethikkommission der Ärztekammer Hamburg hat der Durchführung der Studie zugestimmt (Bearbeitungsnummer: 2023-101194-BO-ff).

Das Studienprotokoll erfüllt die Vorgaben der Deklaration von Helsinki sowie die datenschutzrechtlichen Anforderungen der DSGVO. Alle erhobenen Daten wurden anonymisiert und ausschließlich zu Forschungszwecken verwendet. Ein Versicherungsschutz für alle Teilnehmer wurde gewährleistet.

Durch das klar definierte Studiendesign und die sorgfältige Einhaltung ethischer Richtlinien wurde sichergestellt, dass die gewonnenen Daten wissenschaftlich valide und unter höchsten ethischen Standards erhoben wurden.

### 3.2 Datenakquisition

Für die Bildakquisition kam eine 16-Kanal-Halswirbelsäulenspule zum Einsatz, die eine präzise Erfassung der anatomischen und funktionellen Parameter der Halswirbelsäule ermöglichte. Alle Untersuchungen wurden unter Berücksichtigung internationaler Sicherheitsstandards für MRT-Verfahren durchgeführt. Während der MRT-Aufnahmen wurden die Probanden und Patienten in Rückenlage positioniert, wobei sie standardisierte Lagerungshilfen erhielten, um Bewegungsartefakte zu minimieren. Die Kommunikation zwischen dem Untersuchungsteam und den Teilnehmern wurde durch ein eingebautes Mikrofon im MRT-Gerät gewährleistet. Die Teilnehmer wurden gebeten, jegliche Unannehmlichkeiten sofort zu melden, um eine Unterbrechung oder Anpassung der Untersuchung zu ermöglichen. Zur Steuerung der Bildakquisition mittels EKG-Triggerung wurde zusätzlich eine Pulsoximetrie am Finger angebracht, um die Herzfrequenz zu synchronisieren und Bewegungsartefakte zu minimieren.

### 3.3 Anatomische, gewichtete MR-Bildgebung

Für die Planung der T1- und T2-Karten sowie der DTI-Daten wurde zunächst ein T2-gewichtetes sagittales Bild des zervikalen Rückenmarks aufgenommen. Dieses Bild diente der anatomischen Orientierung und der genauen Festlegung der Messpunkte für die anschließenden T1- und T2-Messungen sowie für die DTI-Sequenzen. Bei gesunden Kontrollpersonen wurden entlang des zervikalen Rückenmarks drei Messpunkte festgelegt, die sich gleichmäßig zwischen den Segmenten C2 und C7 verteilten. Bei Patienten mit einer zervikalen Spinalkanalstenose wurden die Messungen an drei definierten Positionen durchgeführt: auf Höhe der Spinalkanalstenose sowie im jeweils nächstgelegenen, nicht betroffenen Segment kranial und kaudal der Stenose. Der Mindestabstand zwischen zwei Messpunkten betrug ein Wirbelsäulensegment.

Bei Patienten, deren Spinalkanalstenose mehrere Segmente umfasste, wurde der Punkt mit der schwersten Einengung als Messpunkt innerhalb der Stenose definiert. Die Messpunkte kranial und kaudal der Stenose wurden entsprechend im ersten angrenzenden nicht betroffenen Segment gewählt.

Die anatomischen, T2-gewichteten Bilder, die zur Orientierung und Definition der Messhöhen verwendet wurden, basierten auf einer T2-gewichteten Fast-Spin-Echo-Sequenz. Diese Sequenz wurde jeweils vor der Aufnahme der T1- und T2-Karten sowie der DTI-Daten durchgeführt und wies folgende Parameter auf:

Tabelle 3: Parameter der T2-gewichteten MRT

Parameter	Wert
Repetitionszeit (TR) [in ms]	3800
Echozeit (TE) [in ms]	120
Flip-Winkel [in Grad]	90
Schichtdicke [in mm]	2
Matrix [in Pixel]	288 x 288
FOV [in cm]	20 x 20
NEX/NAQ	2
In-plane-Auflösung [in mm <sup>2</sup> ]	0,69 x 0,69
Gesamtzeit [in min]	3:18

### 3.4 T1-Mapping

In der vorliegenden Studie wurde die Modified Look-Locker Inversion Recovery (MOLLI)-Sequenz genutzt, um die T1-Relaxationszeiten präzise zu messen. Diese Technik ermöglicht durch ihre effiziente Akquisition eine hohe Signal-Rausch-Relation. Die gewählte Sequenz bietet zusätzlich eine hohe Messgenauigkeit und reproduzierbare Ergebnisse (Taylor et al., 2016).

Das T1-Mapping wies folgende Parameter auf:

Tabelle 4: Parameter bei der MRT-Bildgebung für das T1-Mapping

Parameter	Wert
Repetitionszeit (TR) [in ms]	4,4
Echozeit (TE) [in ms]	33 Echozeiten (140, 280, 420, ..., 2100)
Flip-Winkel [in Grad]	6
Schichtdicke [in mm]	10
Matrix [in Pixel]	160 x 160
FOV [in cm]	32 x 32
NEX/NAQ	1
In-plane-Auflösung [in mm <sup>2</sup> ]	2,0 x 2,0
Gesamtzeit [in min]	4:22

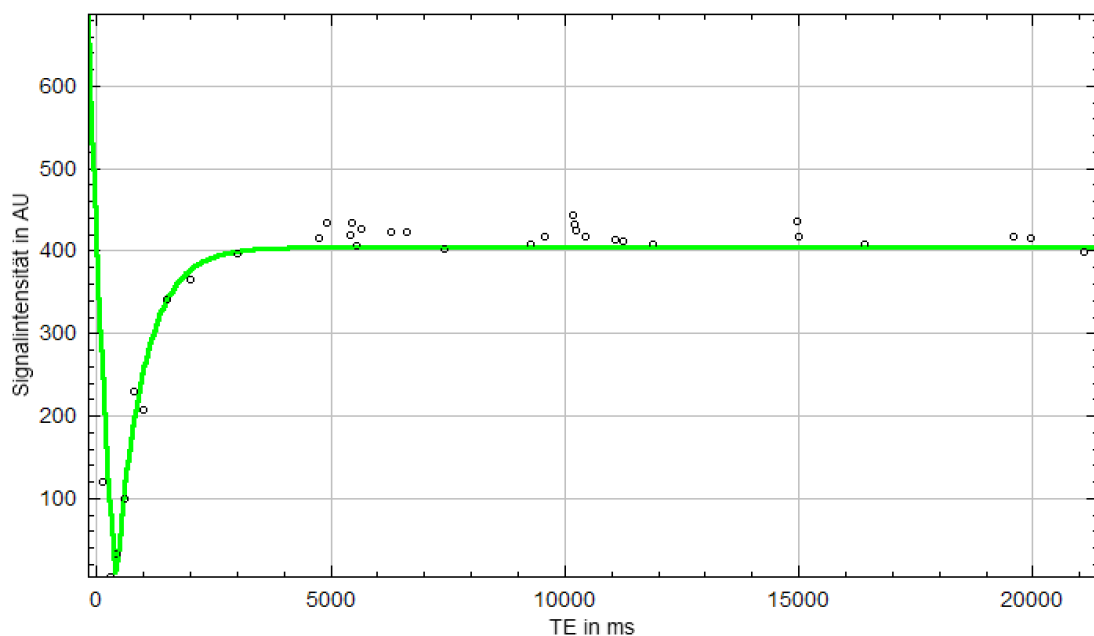


Abbildung 4: Typische Signalintensitätskurve in Abhängigkeit von der Echozeit (TE) in Millisekunden zur Bestimmung der T1-Relaxationszeit. Die Messung erfolgte mit insgesamt 33 Echozeiten (TEs), beginnend bei 140 ms und schrittweise steigend bis zu maximal 2100 ms.

Bei den MOLLI-Sequenzen in der vorliegenden Studie wurde die Pulsoxymetrie am Finger eingesetzt, um die Herzfrequenz präzise zu überwachen. Dies war erforderlich, da die MOLLI-Technik auf eine genaue Synchronisierung mit dem Herzzyklus angewiesen ist, um verlässliche T1-Relaxationszeiten zu messen. Die Herzfrequenzsteuerung ist besonders wichtig, um den Zeitpunkt der Inversion und der nachfolgenden Messungen exakt mit dem diastolischen Anteil des Herzzyklus abzustimmen. Dadurch werden Bewegungsartefakte aufgrund von Herzbewegungen minimiert und die Qualität sowie die Reproduzierbarkeit der T1-Karten optimiert (Taylor et al., 2016).

Es wurden insgesamt 33 Echozeiten ausgewählt (Abb. 4). Die Signale zu den unterschiedlichen Echozeiten ermöglichen die Berechnung der T1-Relaxationszeit durch die Analyse der Signale zu den verschiedenen Zeitpunkten (Smith et al., 2008).

### 3.5 T2-Mapping

Für das T2-Mapping wurde eine Multi-Echo-Spin-Echo (MESE)-Sequenz verwendet, die für die präzise Erfassung der T2-Relaxationszeit optimiert ist.

Die verwendete Multi-Echo-Spin-Echo-Technik bietet den Vorteil einer robusten T2-Wert-Quantifizierung und minimiert Verzerrungen durch B1-Inhomogenitäten (O'Brien et al., 2022). Es wurden insgesamt 4 Echozeiten ausgewählt (Abb. 5). Das T2-Mapping wies folgende Parameter auf:

Tabelle 5: Parameter bei der MRT-Bildgebung für das T2-Mapping

Parameter	Wert
Repetitionszeit (TR) [in ms]	3086
Echozeit (TE) [in ms]	20, 60, 100, 140
Flip-Winkel [in Grad]	90
Schichtdicke [in mm]	4
Matrix [in Pixel]	128 x 112
FOV [in cm]	22 x 22
NEX/NAQ	2
In-plane-Auflösung [in mm <sup>2</sup> ]	1,74 x 1,96
Gesamtzeit [in min]	5:18

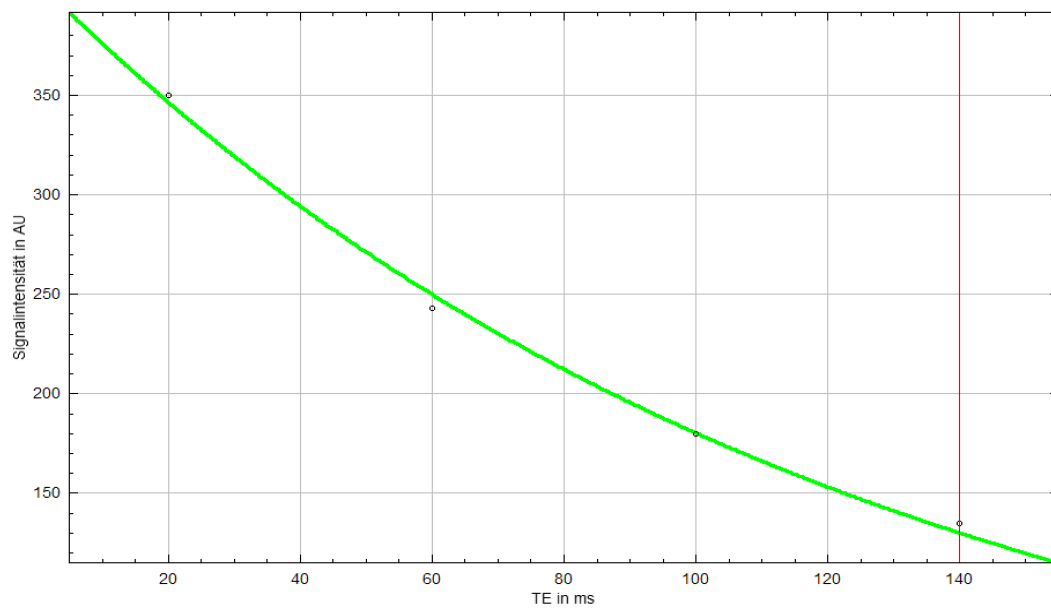


Abbildung 5: Typische Signalintensitätskurve in Abhängigkeit von der Echozeit (TE) zur Bestimmung der T2-Relaxationszeit. Die Messung erfolgte mit insgesamt 4 Echozeiten (TEs): 20, 60, 100 und 140 ms.

### 3.6 Diffusion-Tensor-Imaging (DTI)

Es wurden standardisierte, axial orientierte diffusionsgewichtete Aufnahmen mit einer single-shot Spin-Echo EPI-Sequenz („echo planar imaging“-Sequenz) über die gesamte Halswirbelsäule angefertigt. Diese Sequenz wurde gewählt, weil es sich dabei um die grundlegende Sequenztechnik zur Diffusions-Tensor-Bildgebung (DTI) handelt (Akshiitha et al., 2022; Stahl et al., 2007). Die Sequenzparameter wurden wie folgt gewählt:

Tabelle 6: Parameter bei der MRT-Bildgebung für die DTI

Parameter	Wert
Repetitionszeit (TR) [in ms]	6408
Echozeit (TE) [in ms]	65
Flip-Winkel [in Grad]	90
Schichtdicke [in mm]	4
Matrix [in Pixel]	96 x 96
FOV [in cm]	26 x 23
NEX/NAQ	2
In-plane-Auflösung [in mm <sup>2</sup> ]	2,70 x 2,39
b-Wert	800
Gesamtzeit [in min]	6:38



### 3.7 Advanced intelligent Clear IQ Engine (AiCE)

Im Rahmen der Datenakquisition wurde die Advanced Intelligent Clear-IQ Engine (AiCE) von Canon Medical Systems gezielt eingesetzt, um den Einfluss der Deep-Learning-Rekonstruktion auf die Bildqualität und die Signalverarbeitung in der Magnetresonanztomographie (MRT) zu untersuchen. Dabei wurde AiCE auf verschiedene bildgebende Sequenzen angewendet, darunter T1- und T2-Mapping sowie die Diffusions-Tensor-Bildgebung (DTI) mit Berechnung der Fraktionellen Anisotropie (FA) und des Apparent Diffusion Coefficient (ADC). Um den Einfluss der KI-gestützten Rekonstruktion auf die Bildgebung zu quantifizieren, wurden drei unterschiedliche Stufen der AiCE-Anwendung gewählt (Abb. 6 und 7):

- AiCE0

In dieser Stufe erfolgte keine Anwendung von AiCE, sodass die Bildrekonstruktion in ihrer Rohform vorlag. Dies entspricht der konventionellen MRT-Rekonstruktion ohne Deep-Learning-Unterstützung, wodurch das ursprüngliche Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) unbeeinflusst blieb. Die Bilder in dieser Stufe dienen als Referenzpunkt für den Vergleich mit den anderen AiCE-Stufen.

- AiCE3

Diese Stufe repräsentiert die standardisierte Anwendung von AiCE im klinischen Alltag. AiCE-Stufe 3 wird in der Routinebildgebung eingesetzt, um das SNR zu verbessern, Rauschen zu reduzieren und gleichzeitig die Bilddetails zu erhalten. Die Auswirkungen dieser Stufe auf die Bildqualität wurden mit denen der Rohdaten verglichen, um den Nutzen der AiCE-gestützten Rekonstruktion in der klinischen Praxis zu bewerten.

- AiCE5

In dieser Stufe wurde die höchste verfügbare AiCE-Intensität eingesetzt, um den maximalen Einfluss der KI-gestützten Bildrekonstruktion auf die Datenqualität zu analysieren. Ziel war es, die Grenzen der Deep-Learning-Rekonstruktion auszuloten und zu evaluieren, inwiefern eine noch stärkere Rauschunterdrückung die Bildqualität beeinflusst. Diese Stufe wurde genutzt, um den größtmöglichen Effekt

der AiCE-Technologie auf MRT-Sequenzen von Canon zu untersuchen und mögliche Veränderungen in der Signalverarbeitung systematisch zu erfassen.

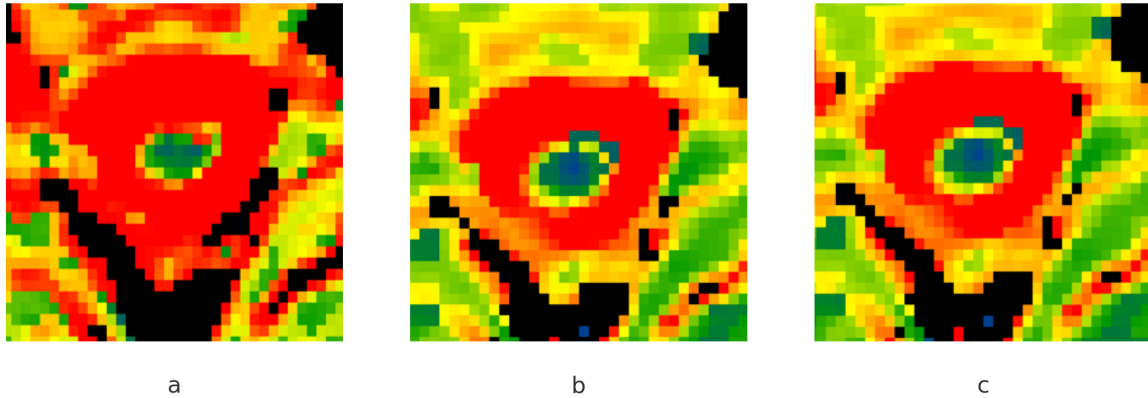


Abbildung 6: Vergleich der farbcodierten T1-Mapping-Bilder in axialer Schnittführung des Rückenmark bei verschiedenen AiCE-Stufen (a) AiCE0, b) AiCE3 und c) AiCE5).

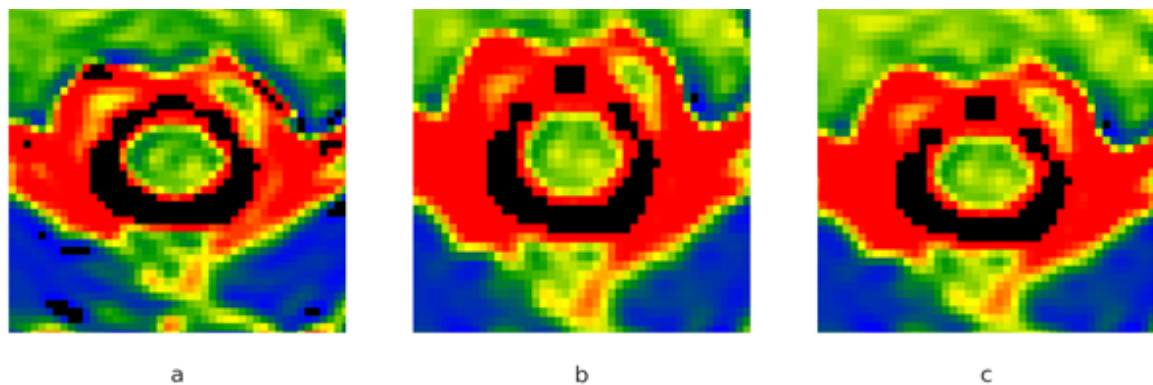


Abbildung 7: Vergleich der farbcodierten T2-Mapping-Bilder in axialer Schnittführung des Rückenmark bei verschiedenen AiCE-Stufen (a) AiCE0, b) AiCE3 und c) AiCE5).

### 3.8 Region of Interest (ROI)

Nach der Akquisition der MRT-Daten erfolgte die weitere Datenanalyse durch die Definition von Regions of Interest (ROI), um eine standardisierte und reproduzierbare quantitative Auswertung der Bildgebungsparameter zu gewährleisten. Die Auswahl und Platzierung der ROIs wurde in Abhängigkeit von der untersuchten Sequenz sowie der jeweiligen Messregion vorgenommen (Abb. 8).

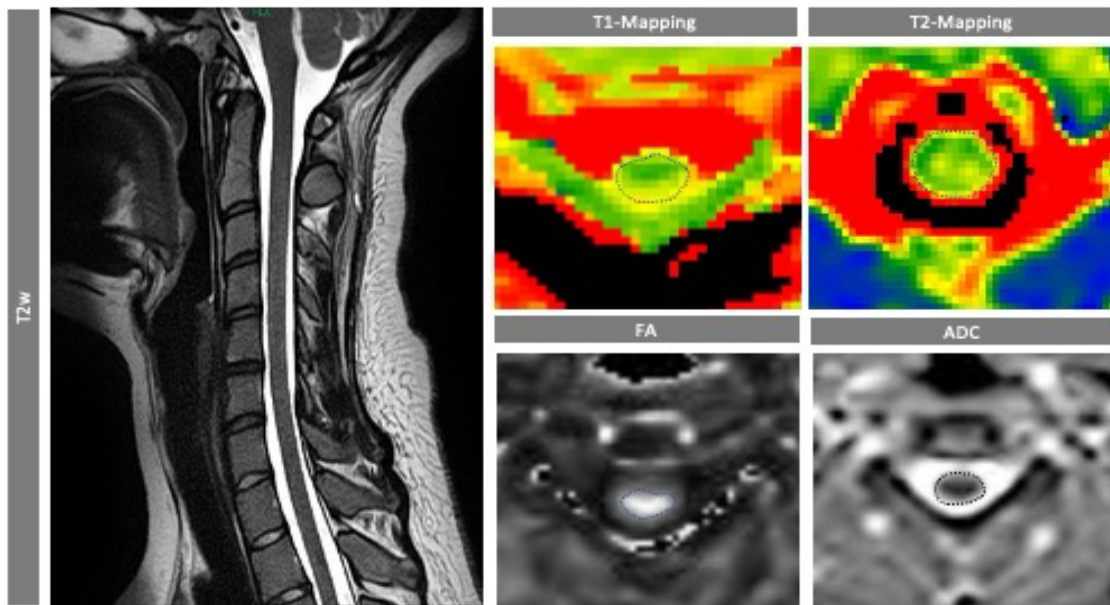


Abbildung 8: Sagittale T2-gewichtete, axiale farbcodierte T1- und T2- Mapping, axiale ADC und FA-Sequenzen mit eingezeichneter region of interest (ROI), gepunktete Linien.

Für die Auswertung der T1- und T2-Mapping-Sequenzen mit den jeweiligen AiCE-Stufen wurde die Open-Source-Software FIJI (ImageJ) verwendet. Dabei wurden die ROIs manuell auf den axialen MRT-Schichten des zervikalen Rückenmarks gesetzt. Bei gesunden Kontrollpersonen erfolgte die ROI-Definition an drei Messpunkten, die gleichmäßig zwischen den Wirbelsegmenten C2 und C7 verteilt wurden. Bei Patienten mit zervikaler Spinalkanalstenose wurden ROIs an drei vordefinierten Positionen (kranial der Stenose, auf Höhe der Stenose und kaudal der Stenose). Die ROIs wurden so definiert, dass ein Mindestabstand von einem Wirbelsegment zwischen zwei benachbarten Messpunkten eingehalten wurde, um eine Überlappung zu vermeiden und die Messwerte klar zu separieren. Nach der ROI-Definition wurden die Mittelwerte der T1- und T2-Werte innerhalb der Regionen berechnet. Zusätzlich wurde die Standardabweichung bestimmt, um die Variabilität innerhalb der Messregionen und damit das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) zu quantifizieren. Eine geringe Standardabweichung deutet auf ein verbessertes SNR hin, während höhere Werte auf eine stärkere Signalstreuung und somit auf ein erhöhtes Rauschniveau hinweisen.

Zur besseren Visualisierung der Messwerte bestand in FIJI (ImageJ) die Möglichkeit, farbcodierte Darstellungen anzuwenden, um Unterschiede in den T1- und T2-Relaxationszeiten innerhalb der ROIs visuell hervorzuheben.

Die Analyse der Diffusions-Tensor-Bildgebung (DTI) mit Berechnung der Fraktionellen Anisotropie (FA) und des Apparent Diffusion Coefficient (ADC) und den jeweiligen AiCE-Stufen erfolgte an einer spezialisierten Workstation von Hewlett-Packard Company (HP Z4). Die Bildauswertung erfolgte unter Nutzung von hochauflösenden Barco-Monitoren, die gemäß der DIN 6868-157 für die medizinische Bildbefundung kalibriert sind. Die ROI-Platzierungen erfolgten unmittelbar im PACS-System (DeepUnity Diagnost 1.1.1.1), um eine präzise und standardisierte Messung der diffusionsbasierten Parameter zu ermöglichen. Die Platzierung der ROIs entsprach dem Vorgehen der T1- und T2-Mapping-Analyse. Analog zur Analyse der Relaxationszeiten wurden für FA- und ADC-Werte sowohl der Mittelwert als auch die Standardabweichung berechnet. Die Standardabweichung diente hierbei ebenfalls als Maß für das SNR, wobei geringere Werte auf eine höhere Bildqualität und eine geringere Messvariabilität hinweisen. Da die Workstation-basierte Analyse verwendet wurde, kamen bei den DTI-Messungen keine Farbfilter zum Einsatz.

### 3.9 Statistische Auswertung

Die statistische Analyse der erhobenen Daten wurde unter Verwendung der Software R (Version 4.3.3., R Foundation for Statistical Computing, Wien, Österreich) durchgeführt. Dabei standen insbesondere der Signalquotient als Maß für die Unterscheidbarkeit der Geweberegionen sowie die Inter-Voxel-Standardabweichung als Indikator für das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) im Fokus. Zunächst erfolgte die Berechnung des Signalquotienten als Verhältnis zwischen den Mittelwerten der gemessenen Werte im Bereich der Stenose und denen der angrenzenden gesunden Regionen (kranial und kaudal der Stenose). Werte größer oder kleiner als 1 deuten auf eine Unterscheidbarkeit zwischen Stenose- und Nicht-Stenose-Bereichen hin, während Werte nahe 1 darauf hindeuten, dass die Unterschiede in den jeweiligen Bildsequenzen gering ausfallen. Diese Berechnung wurde für jede Bildsequenz, jede AiCE-Stufe sowie für alle untersuchten Teilnehmer durchgeführt. Ein besonderer Fokus der statistischen Auswertung lag auf der Anwendung einer Mixed-Model-Varianzanalyse (Mixed-Model ANOVA), um den Einfluss verschiedener Faktoren wie die AiCE-Stufen und die KANG-Klassifikation zu evaluieren.

Diese Methode wurde gewählt, da sie sowohl feste Effekte (z. B. die AiCE-Stufen und die KANG-Klassifikation) als auch zufällige Effekte, wie interindividuelle Unterschiede zwischen den Patientinnen, berücksichtigt. Dies ermöglicht eine differenzierte Betrachtung der Daten, indem der Einfluss der Bildrekonstruktion von AiCE unabhängig von individuellen anatomischen oder pathologischen Variationen der Probandinnen analysiert werden kann.

Die Mixed-Model-ANOVA bietet zudem den Vorteil, dass sie für wiederholte Messungen geeignet ist. Da die erhobenen Werte für verschiedene AiCE-Stufen innerhalb derselben Patientengruppe verglichen wurden, konnte durch dieses Modell eine präzisere Bewertung der Effekte der KI-gestützten Bildrekonstruktion erfolgen. Neben der Mittelwertberechnung wurde auch die Inter-Voxel-Standardabweichung als Maß für das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) analysiert. Eine geringere Standardabweichung weist auf eine höhere Bildstabilität und ein reduziertes Bildrauschen hin, während eine hohe Streuung auf eine erhöhte Variabilität der Werte und damit auf eine geringere Bildqualität schließen lässt. Die Berechnung dieser Parameter erfolgte für jede AiCE-Stufe, um zu bewerten, inwieweit die Anwendung der KI-basierten Rekonstruktion das Rauschniveau beeinflusst. Für alle statistischen Tests wurde ein Signifikanzniveau von 5 % ( $p \leq 0,05$ ) festgelegt. Ergebnisse mit einem p-Wert unter diesem Grenzwert wurden als statistisch signifikant betrachtet und entsprechend interpretiert.

## 4 Ergebnisse

Die vorliegende Untersuchung analysierte die diagnostische Wertigkeit von T1-Mapping, T2-Mapping und der Diffusionstensorbildgebung (DTI) in der Beurteilung der zervikalen Myelopathie unter besonderer Berücksichtigung der KI-gestützten Bildrekonstruktion mittels AiCE-Technologie. Dabei erfolgte die quantitative Auswertung von T1- und T2-Relaxationszeiten sowie der FA- und ADC-Werte an drei definierten Lokalisationen des Myelons (kranial, auf Höhe und kaudal der Stenose). Die erhobenen Parameter wurden hinsichtlich ihrer Abhängigkeit vom Stenosegrad (Kang 0 bis Kang III) sowie der AiCE-Stufen (0, 3, 5) statistisch analysiert. Im Folgenden werden die Ergebnisse für T1-Mapping, T2-Mapping und DTI jeweils einzeln dargestellt und systematisch hinsichtlich ihrer diagnostischen Aussagekraft, ihrer Abhängigkeit vom Stenosegrad und ihres Zusammenhangs mit der AiCE-Technologie analysiert.

## 4.1 T1-Mapping

### 4.1.1 Veränderungen des Signalquotienten

Die statistische Analyse ergab eine signifikante Veränderung des Signalquotienten zwischen den verschiedenen Stenosegraden ( $p < 0,001$ ), was darauf hindeutet, dass die T1-Relaxationszeiten mit zunehmendem Stenosegrad signifikante Veränderungen aufweisen. Insbesondere in den höheren Stenosegraden (Grad II und III) war eine signifikante Erhöhung des Stenosequotienten im Vergleich zu den frühen Krankheitsstadien (Grad 0 und Grad I) nachweisbar (Abb. 9).

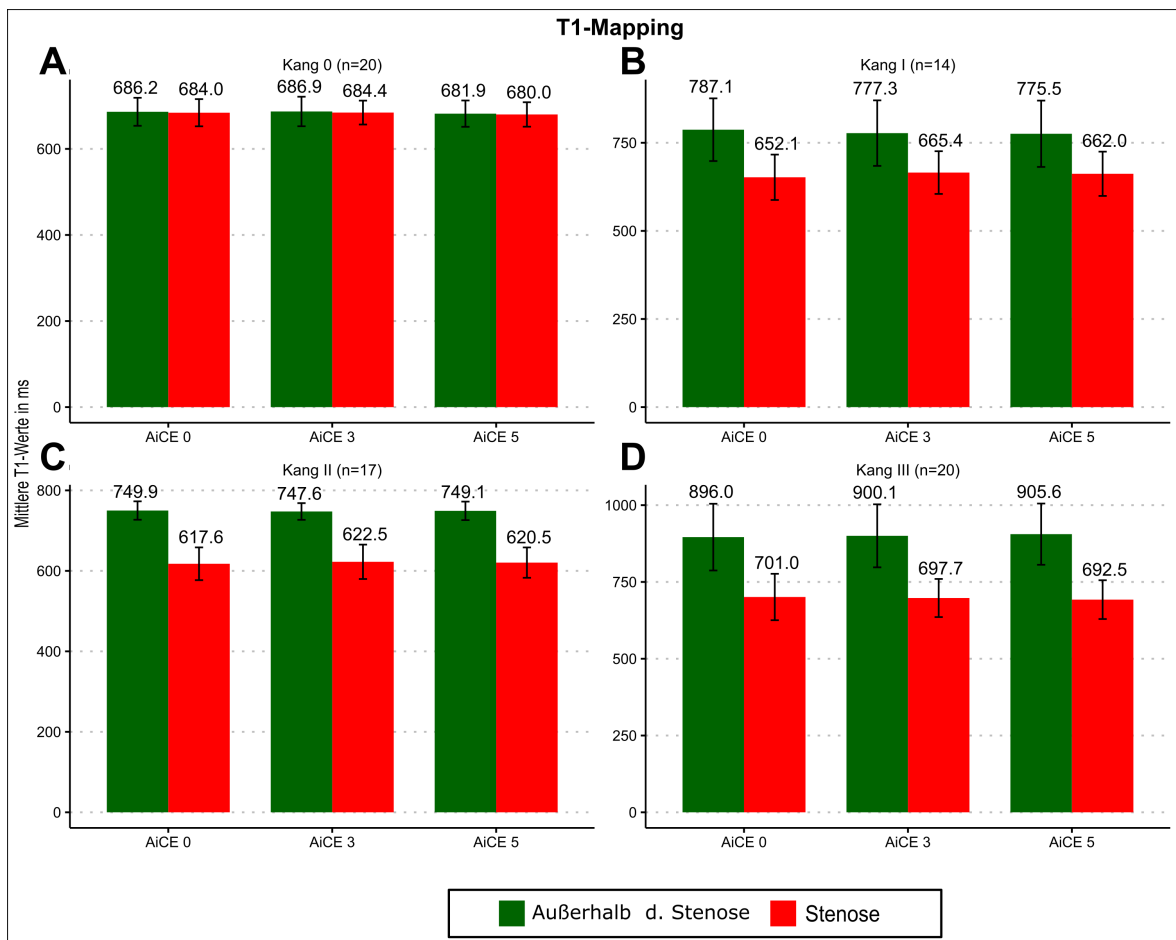


Abbildung 9: T1-Werte für die Stenosegrade nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und der Stenoselokalisierung.

Die paarweisen Vergleiche zeigten, dass zwischen Grad 0 und Grad I ( $p=0,002$ ) sowie zwischen Grad 0 und Grad II ( $p=0,001$ ) signifikante Unterschiede bestanden. Ebenso wurde zwischen Grad 0 und Grad III ( $p=0,001$ ) sowie zwischen Grad I und Grad III ( $p=0,008$ ) eine signifikante Differenz beobachtet.

Somit sind bereits in frühen Krankheitsstadien Veränderungen der T1-Werte detektierbar, welche mit fortschreitender Myelopathie weiter zunehmen (Tabelle 7 und Abb. 10). Demgegenüber waren die Vergleiche zwischen Grad I und Grad II ( $p=0,951$ ), sowie Grad II und Grad III ( $p=0,996$ ) nicht signifikant. Es ist festzustellen, dass die Unterschiede der T1-Werte in fortgeschrittenen Krankheitsstadien weniger ausgeprägt sind und sich vor allem in den frühen Stadien (Grad 0 bis Grad II) die größten Veränderungen zeigen.

Tabelle 7: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche des Signalquotienten der T1-Werte zwischen den Stenosegraden nach Kang (0 bis III) mittels ANOVA-Analyse. \*signifikant ( $p<0,05$ )

Gegenüberstellung der Stenosegrade nach Kang	T1-Mittelwertdifferenz in ms	p-Wert
Grad 0 vs. Grad I	0,14	0,002 *
Grad 0 vs. Grad II	0,16	0,001 *
Grad 0 vs. Grad III	0,15	0,001 *
Grad I vs. Grad II	0,02	0,951
Grad I vs. Grad III	0,01	0,008 *
Grad II vs. Grad III	-0,01	0,996

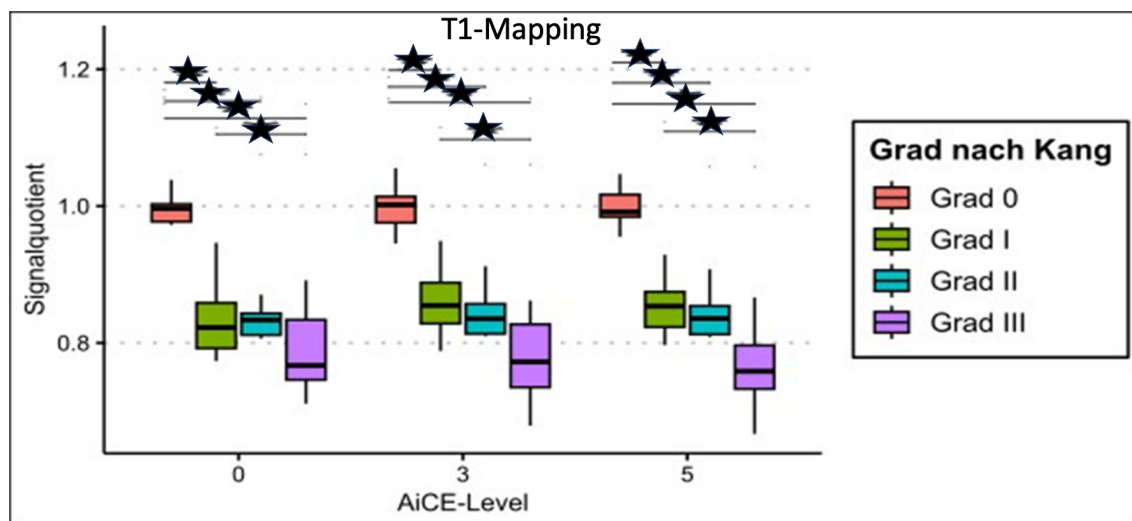


Abbildung 10: Signalquotienten in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und dem Stenosegrad nach Kang (0–III) im T1-Mapping. \*signifikant ( $p<0,05$ )

#### 4.1.2 Einfluss der AiCE-Stufen

Neben der Analyse des Signalquotienten wurde die Standardabweichung der T1-Werte untersucht, um die Variabilität der Messwerte in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5), dem Stenosegrad (Grad 0 bis Grad III) sowie der Stenoselokalisierung zu bewerten. Die statistische Analyse zeigte mehrere signifikante Effekte (Tabelle 8).

Die ANOVA-Analyse ergab eine signifikante Veränderung der Standardabweichung zwischen den AiCE-Stufen ( $p < 0,001$ ). Die paarweisen Vergleiche bestätigten, dass die Standardabweichung zwischen AiCE 0 und AiCE 3 ( $p=0,037$ ) sowie zwischen AiCE 0 und AiCE 5 ( $p=0,001$ ) signifikant unterschiedlich war, wohingegen der Unterschied zwischen AiCE 3 und AiCE 5 ( $p=0,095$ ) nicht signifikant different war. Dies verdeutlicht, dass die Anwendung von AiCE 3 und 5 zu einer signifikanten Reduktion der Variabilität der T1-Werte im Vergleich zu AiCE 0 führt, wobei zwischen AiCE 3 und AiCE 5 kein eindeutiger Unterschied nachweisbar ist.

Tabelle 8: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche der Standardabweichung der T1-Werte zwischen den AiCE-Stufen mittels ANOVA-Analyse. \*signifikant ( $p<0,05$ )

Vergleich der AiCE-Stufen	T1-Mittelwertdifferenz in ms	p-Wert
AiCE0 vs. AiCE3	10,37	0,037 *
AiCE0 vs. AiCE5	19,11	0,001 *
AiCE3 vs. AiCE5	8,74	0,095

Es wurde keine signifikante Veränderung der Standardabweichung zwischen den verschiedenen Stenosegraden ( $p=0,355$ ) festgestellt. Die Variabilität der T1-Werte innerhalb der jeweiligen Krankheitsstadien bleibt somit stabil und korreliert nicht direkt mit dem Stenosegrad. Ebenso konnte keine Interaktion zwischen den AiCE-Stufen und den Stenosegraden ( $p=0,983$ ) nachgewiesen werden. Somit ist der Einfluss der AiCE-Technologie auf die Variabilität der T1-Werte unabhängig vom Krankheitsstadium.



## 4.2 T2-Mapping

### 4.2.1 Veränderungen des Signalquotienten

Die statistische Analyse ergab eine signifikante Veränderung des Signalquotienten zwischen den verschiedenen Stenosegraden ( $p < 0,001$ ), was darauf hinweist, dass mit zunehmendem Krankheitsstadium eine progressive Veränderung der T2-Werte im betroffenen Myelonabschnitt auftritt. Besonders auffällig war, dass Patienten mit fortgeschrittener Myelopathie (Grad II und III) signifikant erhöhte T2-Werte im Vergleich zu Patienten ohne oder mit nur geringer Myelopathie (Grad 0 und Grad I) aufwiesen (Abbildung 11).

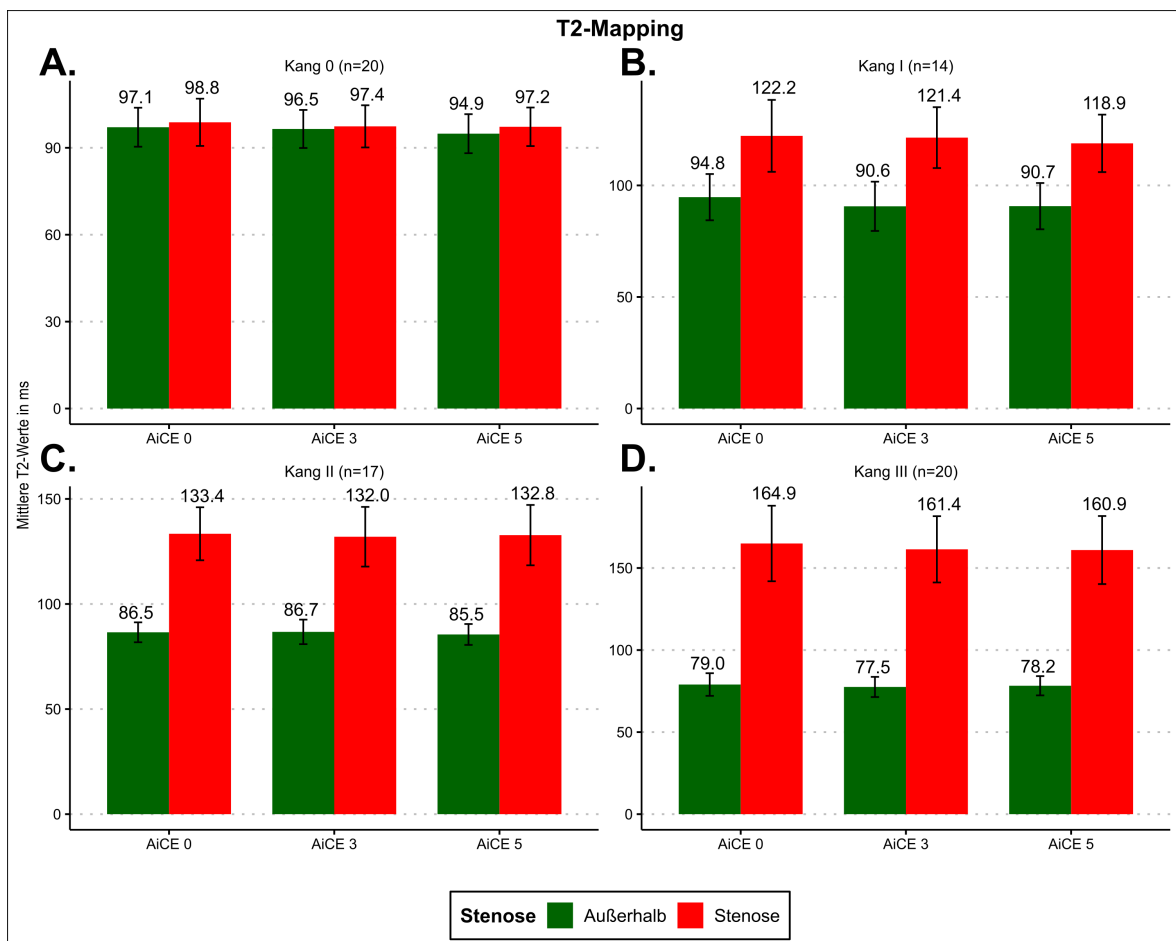


Abbildung 11: T2-Werte für die Stenosegrade nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und der Stenoselokalisierung.

Die paarweisen Vergleiche zwischen den Stenosegraden zeigten signifikante Unterschiede insbesondere zwischen höhergradigen Stenosegrade (Grad II und III) im Vergleich zu den frühen Krankheitsstadien (Tabelle 9). So war der Unterschied zwischen Grad 0 und Grad II hochsignifikant ( $p=0,001$ ). Noch ausgeprägter war der Unterschied zwischen Grad 0 und Grad III ( $p=0,001$ ). Ein ähnliches Muster zeigte sich auch zwischen Grad I und Grad III ( $p=0,001$ ). Der Unterschied zwischen Grad II und Grad III war ebenfalls statistisch signifikant ( $p=0,004$ ).

Demgegenüber waren die Vergleiche zwischen Grad 0 und Grad I ( $p=0,114$ ) sowie Grad I und Grad II ( $p=0,066$ ) nicht signifikant, was darauf hindeutet, dass in frühen Krankheitsstadien die Unterschiede in der T2-Relaxationszeit weniger stark ausgeprägt sind und sich erst mit zunehmender Myelopathie signifikant manifestieren.

Tabelle 9: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche des Signalquotienten der T2-Werte zwischen den Stenosegraden nach Kang (0 bis III) mittels ANOVA-Analyse. \*signifikant ( $p<0,05$ )

<b>Gegenüberstellung der Stenosegrade nach Kang</b>	<b>T2-Mittelwertdifferenz in ms</b>	<b>p-Wert</b>
Grad 0 vs. Grad I	-0,24	0,114
Grad 0 vs. Grad II	-0,54	0,001 *
Grad 0 vs. Grad III	-0,96	0,001 *
Grad I vs. Grad II	-0,30	0,066
Grad I vs. Grad III	-0,72	0,001 *
Grad II vs. Grad III	-0,42	0,004 *

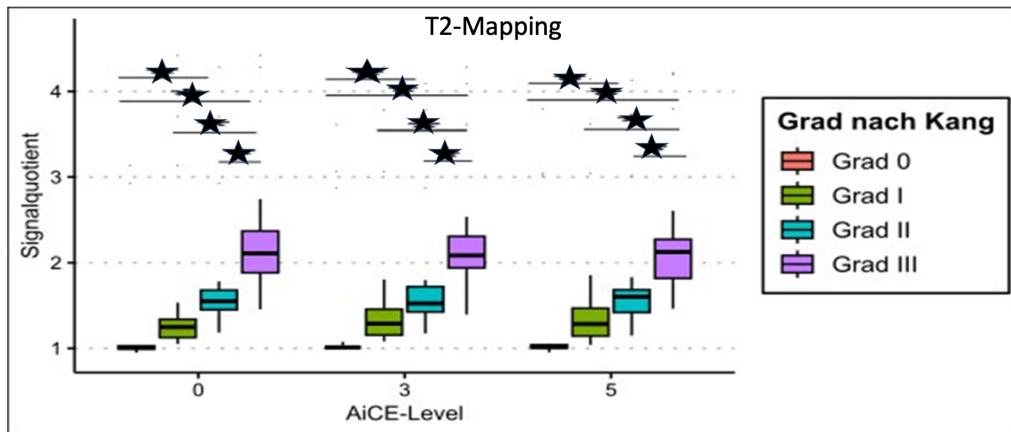


Abbildung 12: Signalquotienten in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und dem Stenosegrad nach Kang (0–III) im T2-Mapping. \*signifikant ( $p < 0,05$ )

#### 4.2.2 Einfluss der AiCE-Stufen

Neben der Analyse des Signalquotienten wurde die Standardabweichung der T2-Werte untersucht, um die Variabilität der Messungen in Abhängigkeit von der AiCE-Technologie (0, 3, 5), dem Stenosegrad (Grad 0 bis Grad III) sowie der Stenoselokalisation zu bewerten. Die Ergebnisse der statistischen Analyse zeigen mehrere signifikante Effekte (Tabelle 10). Die ANOVA-Analyse ergab eine signifikante Veränderung der Standardabweichung zwischen den AiCE-Stufen ( $p < 0,001$ ). Die paarweisen Vergleiche zwischen den AiCE-Stufen zeigten, dass die Standardabweichung zwischen AiCE 0 und AiCE 3 ( $p = 0,001$ ) sowie zwischen AiCE 0 und AiCE 5 ( $p = 0,001$ ) signifikant unterschiedlich war, wohingegen kein signifikanter Unterschied zwischen AiCE 3 und AiCE 5 ( $p = 0,417$ ) nachgewiesen werden konnte. Dies verdeutlicht, dass insbesondere die Anwendung von AiCE 3 und 5 zu einer signifikanten Reduktion der Variabilität der T2-Werte im Vergleich zu AiCE 0 führt, wobei der Unterschied zwischen AiCE 3 und 5 nicht weiter signifikant ist.

Tabelle 10: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche der Standardabweichung der T2-Werte zwischen den AiCE-Stufen mittels ANOVA-Analyse. \*signifikant ( $p < 0,05$ )

Vergleich der AiCE-Stufen	T2-Mittelwertdifferenz in ms	p-Wert
AiCE0 vs. AiCE3	3,26	0,001 *
AiCE0 vs. AiCE5	4,04	0,001 *
AiCE3 vs. AiCE5	0,78	0,417

Demgegenüber zeigte sich keine signifikante Veränderung der Standardabweichung zwischen den verschiedenen Stenosegraden ( $p=0,683$ ). Dies legt nahe, dass die Variabilität der T2-Werte innerhalb der jeweiligen Krankheitsstadien relativ stabil bleibt und nicht direkt mit dem Stenosegrad korreliert. Auch konnte keine Interaktion zwischen den AiCE-Stufen und den Stenosegraden ( $p=0,680$ ) nachgewiesen werden, was darauf hindeutet, dass der Einfluss der AiCE-Technologie auf die Standardabweichung unabhängig vom Myelopathiegrad ist. Die Ergebnisse bestätigen somit, dass die AiCE-Technologie einen signifikanten Einfluss auf die Reduktion der Variabilität der T2-Werte hat, während die Variabilität innerhalb der Krankheitsstadien weitgehend konstant bleibt.

### 4.3 Diffusion-Tensor-Imaging (DTI)

#### 4.3.1 Veränderungen des Signalquotienten in der FA-Analyse

Die fraktionelle Anisotropie zeigte eine signifikante Veränderung des Signalquotienten zwischen den verschiedenen Stenosegraden ( $p=0,043$ ). Es ist festzustellen, dass mit zunehmender Myelopathie eine progressive Abnahme der FA-Werte auftritt.

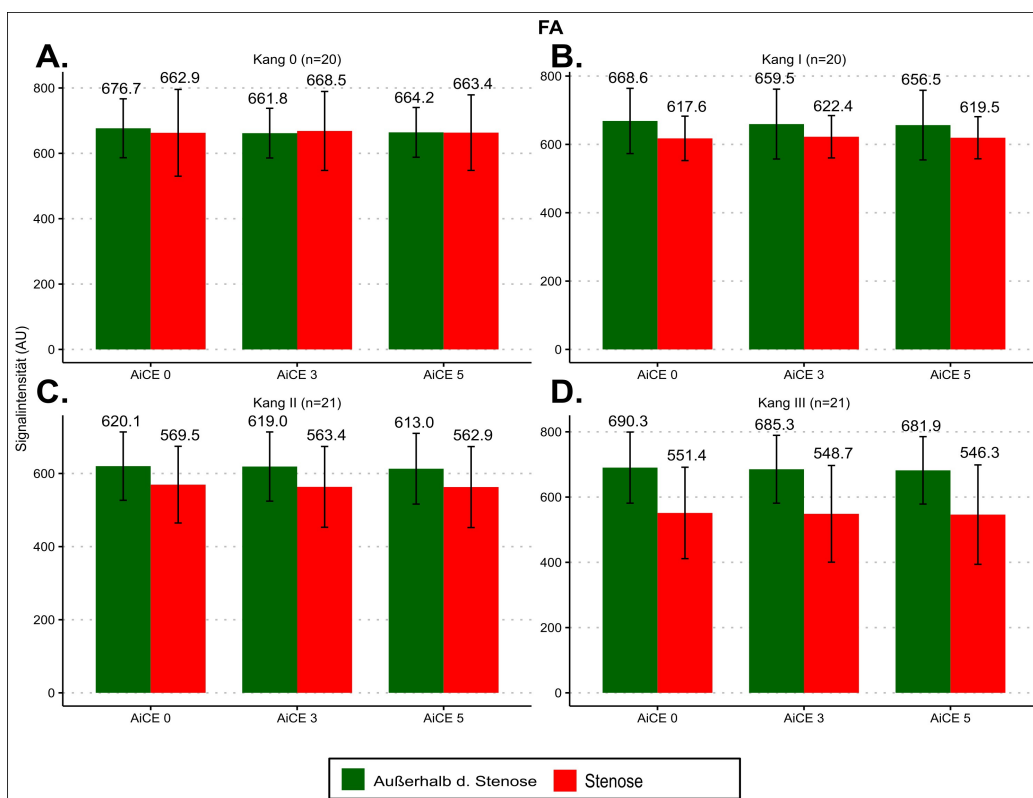


Abbildung 13: Signalintensität der FA-Sequenz für die Stenosegrade nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und der Stenose Lokalisation.

Die paarweisen Vergleiche zeigten, dass zwischen Grad 0 und Grad III ( $p=0,026$ ) sowie zwischen Grad I und Grad III ( $p=0,041$ ) eine signifikante Veränderung des Signalquotienten bestand (Abb. 14). Somit weisen Patienten mit fortgeschrittener Myelopathie eine deutliche Reduktion der FA-Werte im Vergleich zu Patienten ohne Myelopathie (Grad 0) auf. Demgegenüber waren die Vergleiche zwischen Grad 0 und Grad I ( $p=0,900$ ) sowie Grad 0 und Grad II ( $p=0,745$ ) nicht signifikant. Zusätzlich zeigte sich kein signifikanter Unterschied zwischen Grad I und Grad II ( $p=0,990$ ) sowie Grad II und Grad III ( $p=0,215$ ).

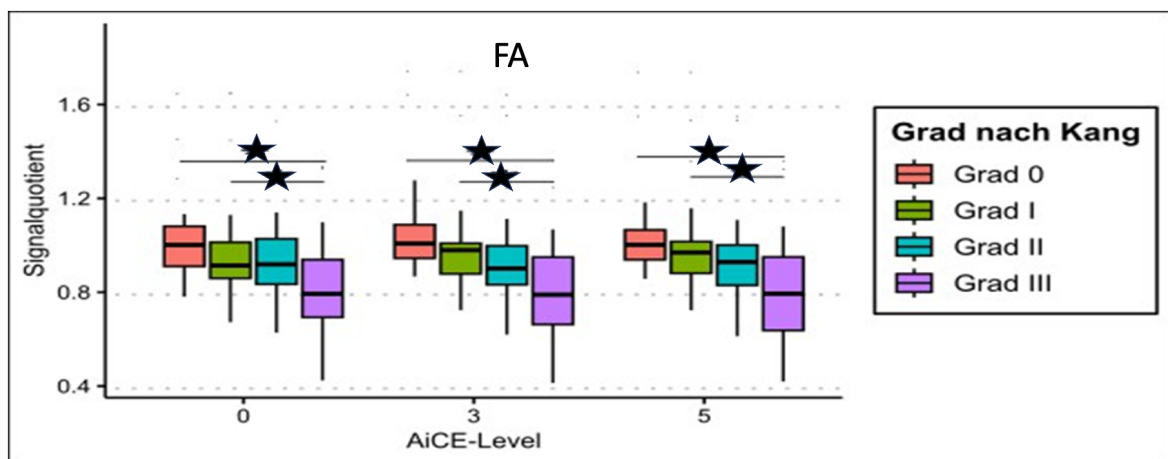


Abbildung 14: Signalquotienten in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und dem Stenosegrad nach Kang (0–III) für die FA-Sequenz. \*signifikant ( $p < 0,05$ )

#### 4.3.2 Einfluss der AiCE-Stufen auf die FA-Werte

Neben der Analyse des Signalquotienten wurde die Standardabweichung der FA-Werte untersucht, um die Variabilität der Messungen in Abhängigkeit von der AiCE-Technologie (0, 3, 5), dem Stenosegrad (Grad 0 bis Grad III) sowie der Stenoselokalisierung zu bewerten. Die ANOVA-Analyse zeigte, dass zwischen den AiCE-Stufen ( $p=0,662$ ) kein signifikanter Unterschied in der Standardabweichung der FA-Werte bestand. Außerdem zeigte sich keine signifikante Veränderung der Standardabweichung zwischen den verschiedenen Stenosegraden ( $p=0,329$ ).

#### 4.3.3 Veränderungen des Signalquotienten in der ADC-Analyse

Die statistische Analyse ergab eine signifikante Veränderung des Signalquotienten zwischen den verschiedenen Stenosegraden ( $p < 0,001$ ), was darauf hinweist, dass die ADC-Werte mit zunehmendem Stenosegrad signifikant ansteigen.

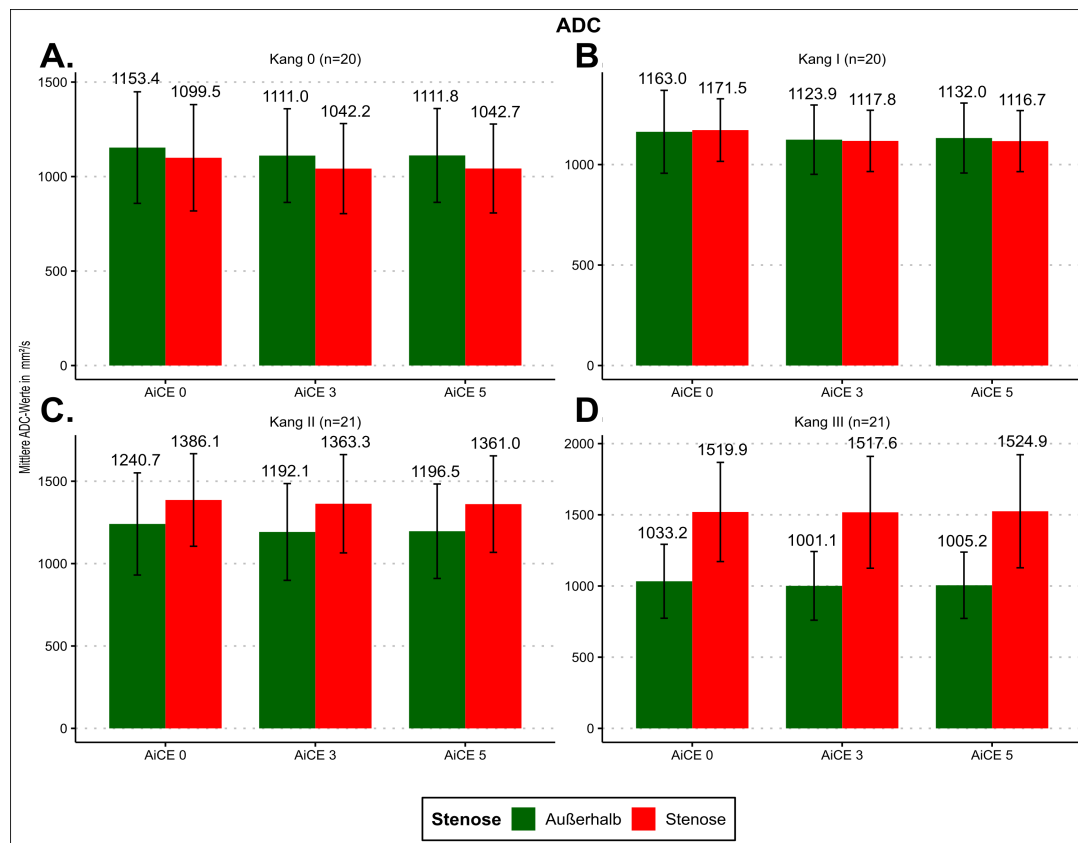


Abbildung 15: ADC-Werte für die Stenosegrade nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und der Stenoselokalisierung.

Die paarweisen Vergleiche bestätigten, dass zwischen Grad 0 und Grad III ( $p=0,001$ ) sowie zwischen Grad I und Grad III ( $p=0,001$ ) signifikante Unterschiede bestanden. Ebenso zeigte sich zwischen Grad II und Grad III ( $p=0,010$ ) eine signifikante Erhöhung der ADC-Werte. Diese Ergebnisse verdeutlichen, dass Patienten mit fortgeschrittener Myelopathie eine erhöhte ADC-Diffusion aufweisen. Die Vergleiche zwischen Grad 0 und Grad I ( $p=0,960$ ) sowie Grad 0 und Grad II ( $p=0,511$ ) waren jedoch nicht signifikant, was darauf hindeutet, dass sich die ADC-Werte in frühen Krankheitsstadien noch nicht signifikant verändern. Auch zwischen Grad I und Grad II ( $p=0,827$ ) konnte keine signifikante Differenz festgestellt werden (Abb. 16).

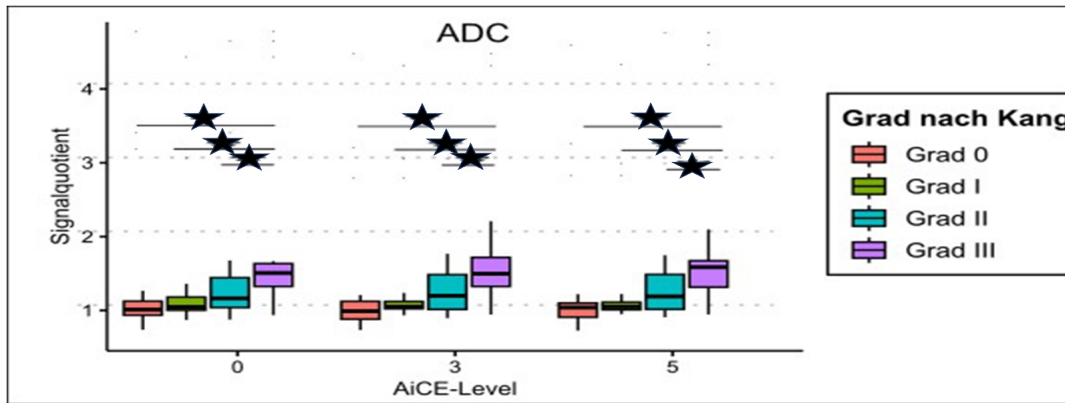


Abbildung 16: Signalquotienten in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und dem Stenosegrad nach Kang (0–III) für die ADC-Sequenz. \*signifikant ( $p < 0,05$ )

#### 4.3.4 Einfluss der AiCE-Stufen auf die ADC-Werte

Die ANOVA-Analyse ergab eine signifikante Veränderung der Standardabweichung zwischen den verschiedenen AiCE-Stufen ( $p < 0,001$ ). Die paarweisen Vergleiche bestätigten, dass die Standardabweichung zwischen AiCE 0 und AiCE 3 ( $p=0,001$ ) sowie zwischen AiCE 0 und AiCE 5 ( $p=0,001$ ) signifikant unterschiedlich war (Tabelle 11), während kein signifikanter Unterschied zwischen AiCE 3 und AiCE 5 ( $p=0,999$ ) nachgewiesen werden konnte. Diese Ergebnisse verdeutlichen, dass die Anwendung von AiCE 3 und AiCE 5 zu einer signifikanten Reduktion der Variabilität der ADC-Werte im Vergleich zu AiCE 0 führt, wobei zwischen den beiden höheren AiCE-Stufen keine relevanten Unterschiede bestehen.

Tabelle 11: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche der Standardabweichung der ADC-Werte zwischen den AiCE-Stufen mittels ANOVA-Analyse. \*signifikant ( $p < 0,05$ )

Vergleich der AiCE-Stufen	ADC-Mittelwertdifferenz in $\text{mm}^2/\text{s}$	p-Wert
AiCE0 vs. AiCE3	37,02	0,001 *
AiCE0 vs. AiCE5	36,70	0,001 *
AiCE3 vs. AiCE5	-0,32	0,999

Es zeigte sich keine signifikante Veränderung der Standardabweichung zwischen den verschiedenen Stenosegraden ( $p=0,615$ ). Diese Ergebnisse zeigen, dass die AiCE-Technologie einen signifikanten Einfluss auf die Reduktion der Variabilität der ADC-Werte hat, während die Variabilität innerhalb der Krankheitsstadien weitgehend konstant bleibt.

## 5 Diskussion

### 5.1 Einfluss der AiCE-Rekonstruktion auf Bildqualität und Messergebnisse

Die Deep-Learning-Rekonstruktion AiCE reduziert das Bildrauschen. Nach der Rekonstruktion erscheinen die Rohdaten gleichmäßiger. Das Rauschen nimmt ab, feine Kantenartefakte werden abgeschwächt, ohne dass sich die absoluten Werte der Parameter verändern. Dadurch verringert sich die Streuung innerhalb der gewählten ROIs, was die statistische Aussagekraft in den nachfolgenden Analysen erhöht.

Durch die stabileren Messwerte lassen sich die Krankheitsgrade zuverlässiger einordnen und Veränderungen im Verlauf besser nachverfolgen – genau das fordern aktuelle Leitlinien, um quantitative MRT in den klinischen Alltag zu übernehmen (Lekadir et al., 2025).

### 5.2 T1-Mapping mit AiCE

Die T1-Relaxationszeiten erwiesen sich in dieser Studie als empfindlicher Indikator für myelopathische Veränderungen im Rückenmark. Es zeigte sich, dass Patienten mit zervikaler Spinalkanalstenose bereits in milden Stadien (Kang Grad I) kürzere T1-Werte im Rückenmark aufweisen im Vergleich zu gesunden Kontrollen (Kang Grad 0). Mit zunehmendem Stenosegrad blieben die T1-Zeiten erniedrigt; allerdings waren die Unterschiede zwischen den fortgeschrittenen Stadien (Grad II vs. III) weniger ausgeprägt. Klinisch bedeutet dies, dass bereits frühe myelopathische Veränderungen durch T1-Mapping messbar sind. Dieses Muster passt zu den pathophysiologischen Mechanismen: Gewebeveränderungen wie Demyelinisierung oder Ödembildung infolge der Kompression führen zu einer Verkürzung der T1-Relaxationszeit im Rückenmark. Unsere Beobachtungen unterstreichen somit, dass selbst frühe Stadien einer degenerativen zervikalen Myelopathie zu messbaren Änderungen der Gewebeeigenschaften führen – ein wichtiger Aspekt für die frühzeitige Diagnostik dieser Erkrankung (Maier et al., 2020).

Ebenfalls bedeutsam ist der Einfluss der AiCE-Technologie auf die Messgenauigkeit der T1-Werte. Durch die KI-gestützte Bildrekonstruktion mit AiCE wurde das Bildrauschen deutlich reduziert, was sich in einer geringeren Streuung der gemessenen T1-Zeiten äußerte. Praktisch bedeutet dies, dass die T1-Messungen unter AiCE konsistenter und verlässlicher sind. Insbesondere bei Einsatz einer moderaten AiCE-Stufe (3) zeigte sich bereits eine



signifikant niedrigere Variabilität der T1-Werte gegenüber der Rekonstruktion ohne AiCE. Ein weiterer Anstieg auf die maximale AiCE-Stufe (5) brachte keinen wesentlich zusätzlichen Gewinn an Präzision. Für die klinische Anwendung ist diese verbesserte Stabilität der Messwerte essenziell: Je konsistenter die T1-Relaxationszeiten bestimmt werden können, desto sicherer lassen sich geringe Veränderungen zwischen gesundem und geschädigtem Gewebe nachweisen.

AiCE trägt somit dazu bei, subtile pathologische Veränderungen im Rückenmark zuverlässiger zu erkennen, ohne dass Artefakte oder Rauschen die Befunde verfälschen. Diese erhöhte Präzision stärkt den potentiellen Stellenwert des T1-Mappings als Biomarker in der Myelopathie-Diagnostik. Der Vergleich mit publizierten Studien unterstreicht die klinische Relevanz unserer Ergebnisse. So haben Smith et al. (Smith et al., 2008) früh gezeigt, dass sich T1-Relaxationszeiten des zervikalen Rückenmarks zuverlässig quantifizieren lassen. Aktuelle Untersuchungen bestätigen unseren Befund der T1-Verkürzung bei Myelopathie: Eine Studie von Baucher et al. berichtet ebenfalls, dass Patienten mit degenerativer zervikaler Myelopathie niedrigere T1-Werte im Rückenmark aufweisen als gesunde Probanden (Baucher et al., 2021). Insbesondere in moderaten und schweren Krankheitsstadien fanden sie signifikant verkürzte T1-Zeiten, was die Annahme unterstützt, dass eine fortschreitende Myelopathie mit zunehmenden strukturellen Gewebeveränderungen einhergeht.

Eine weitere Studie (Maier et al., 2020) konnte zeigen, dass T1-Mapping über alle Stenosegrade hinweg wertvolle diagnostische Informationen liefert. In dieser Untersuchung wurden die T1-Werte an den komprimierten Abschnitten der Halswirbelsäule mit denen kranial- und kaudal der Stenose verglichen. Es zeigte sich, dass die Differenz der T1-Zeiten zwischen dem komprimierten Segment und den benachbarten, nicht komprimierten Abschnitten bei hochgradigen Stenosen am größten war. Mit anderen Worten: Je ausgeprägter die Kompression des Rückenmarks, desto deutlicher hob sich das T1-Signal des geschädigten Segments von dem unveränderten Gewebe ab. Die Autoren schlussfolgern, dass T1-Mapping als quantitativer Indikator für das Ausmaß der Rückenmarkskompression dienen kann und in allen Schweregraden einsetzbar ist (Maier et al., 2020).

Diese Befunde stimmen mit unserem Ergebnis überein, dass T1-Verkürzungen früh und graduiert detektierbar sind. Sie verdeutlichen zugleich die klinische Bedeutung. T1-Mapping könnte helfen, das Ausmaß einer Kompression objektiv zu beziffern und damit bei Grenzfällen die Entscheidungsfindung (z. B. für einen rechtzeitigen operativen Eingriff) zu erleichtern.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das T1-Mapping in unserem Kollektiv eine frühe Verkürzung der T1-Relaxationszeit bei Vorliegen einer Myelopathie gezeigt hat – bereits ab milden Stenosen und ohne weiteren starken Anstieg in höheren Graden (Sättigungseffekt). Diese früh nachweisbaren Gewebeänderungen sind aus klinischer Sicht wertvoll, da sie einen objektiven Hinweis auf beginnende Rückenmarksschädigungen liefern, selbst wenn herkömmliche, gewichtete MRT-Sequenzen noch unauffällig oder unspezifisch sein mögen. Durch den Einsatz von AiCE wird die Genauigkeit dieser Messungen weiter erhöht, was die Zuverlässigkeit der T1-Analyse in der Praxis verbessert. Im Kontext der Literatur untermauern unsere Ergebnisse die wachsende Evidenz, dass T1-Mapping ein vielversprechender Biomarker für die Diagnose und Verlaufsbeurteilung der degenerativen zervikalen Myelopathie ist (Baucher et al., 2021; Maier et al., 2020; Smith et al., 2008). Gerade in Kombination mit modernen Rekonstruktionsverfahren wie AiCE könnte das T1-Mapping dazu beitragen, die Unterschiede zwischen klinischer Symptomatik und bildgebendem Befund zu verringern und so die diagnostische Sicherheit sowie die Therapieplanung bei Patienten mit zervikaler Myelopathie zu verbessern.

### 5.3 T2-Mapping mit AiCE

Die verlängerten T2-Relaxationszeiten bei Patienten mit zervikaler Myelopathie spiegeln die zugrunde liegenden Gewebeveränderungen im Rückenmark wider. In unserer Kohorte zeigten höhergradige Stenosen eine signifikante T2-Relaxationszeitverlängerung im Vergleich zu milde oder keine Stenosen. Dies bedeutet auf einen erhöhten Wassergehalt oder strukturelle Schäden wie Ödeme, Demyelinisierung und Gliosierung hin. Ein solcher Befund stimmt mit der Literatur überein: Intramedulläre T2-Hyperintensitäten gelten in der klinischen Praxis als Marker für eine ausgeprägtere Rückenmarksschädigung und werden mit einer ungünstigeren Prognose assoziiert (O'Brien et al., 2022).

Zudem unterstreicht O'Brien et al. (2022) die Wertigkeit des quantitativen T2-Mappings, da es gegenüber rein qualitativ T2-gewichteten Bildern eine präzisere Beurteilung von Gewebeveränderungen ermöglicht.

Unsere Ergebnisse unterstützen diese Sichtweise, indem sie zeigen, dass T2-Mapping subtile pathologische Veränderungen im Myelon quantitativ erfassen kann, noch bevor sie klinisch offensichtlich sind. Dies ist klinisch relevant, weil eine Verlängerung der T2-Zeit einen Hinweis auf den Schweregrad der Myelopathie liefert und somit bei der Beurteilung des Krankheitsstadiums helfen kann. Weiterhin hatte der Einsatz der AiCE-Rekonstruktion einen deutlichen Einfluss auf die Messqualität der T2-Mapping-Bilder. Durch die KI-gestützte Rauschreduktion verbesserte sich das Signal-Rausch-Verhältnis messbar, was zu konstanteren T2-Werten führte. Ohne AiCE zeigte sich eine größere Streuung der T2-Werte, während mit AiCE 3 und AiCE 5 die Werte deutlich stabiler und reproduzierbarer waren. Zwischen einer moderaten (AiCE 3) und maximalen KI-Stufe (AiCE 5) ließ sich kein signifikanter Unterschied mehr feststellen, was auf einen Sättigungseffekt hindeutet. Höhere KI-Level bringen also keinen zusätzlichen Gewinn in der Bildqualität. Ein höheres Signal-Rausch-Verhältnis erleichtert die Detektion kleiner Unterschiede in den Relaxationszeiten. Damit unterstützt AiCE die präzisere Differenzierung zwischen gesundem und pathologischem Gewebe. Unsere Befunde zeigen folglich, dass der Einsatz von AiCE im T2-Mapping die diagnostische Aussagekraft erhöht. Dies stimmt mit dem Grundgedanken überein, dass eine verbesserte Bildrekonstruktion zu einer zuverlässigeren Quantifizierung führen kann. Ein Aspekt, der künftig dabei helfen könnte, frühzeitige mikrostrukturelle Veränderungen des Myelons besser zu erfassen und in der klinischen Entscheidungsfindung zu berücksichtigen (O'Brien et al., 2022).

#### 5.4 Diffusion-Tensor-Imaging (DTI) mit AiCE

Die Diffusions-Tensor-Bildgebung (DTI) bietet die Möglichkeit, mikrostrukturelle Veränderungen des Rückenmarks bei zervikaler Myelopathie sichtbar zu machen. Insbesondere die fraktionelle Anisotropie (FA) und der apparente Diffusionskoeffizient (ADC) haben sich als klinisch relevante Kenngrößen erwiesen. Mehrere Studien haben die klinische Bedeutung dieser Parameter bei der zervikalen Myelopathie untermauert.

So berichteten Toktaş et al. (Toktas et al., 2016), dass an den stenotischen Segmenten der Halswirbelsäule die FA signifikant niedriger und der ADC signifikant höher war als in benachbarten, nicht verengten Bereichen. Interessanterweise wurden diese Unterschiede mittels DTI selbst bei Patienten nachgewiesen, die im herkömmlichen, gewichteten MRT noch keine Signalveränderungen zeigten.

Dies weist darauf hin, dass DTI subtilere Frühschäden im Rückenmark erkennen kann, die mit gewichteten T1w- oder T2w-MRT nicht erfassbar sind. Nischal et al. (Nischal et al., 2021) fanden in einer prospektiven Studie ebenfalls klare Korrelationen zwischen DTI-Parametern und dem klinischen Schweregrad der Myelopathie. Bei Patienten mit ausgeprägteren neurologischen Ausfällen waren die FA-Werte deutlich reduziert, während die ADC-Werte erhöht waren, entsprechend der stärkeren Gewebeschädigung. Darüber hinaus zeigte sich, dass DTI-Parameter bereits bei milden klinischen Symptomen auffällig sein können.

Diese Ergebnisse untermauern den Wert von FA und ADC als Frühindikatoren einer Rückenmarksschädigung. DTI deckte in einer weiteren Studie bei vielen Patienten eine beginnende Myelopathie auf, noch ehe das herkömmliche MRT sichtbare Veränderungen lieferte (Akshiitha et al., 2022).

Insgesamt stimmt die Literatur darin überein, dass niedrige FA-Werte auf einen Verlust der Nervenfaser-Integrität hinweisen und hohe ADC-Werte auf vermehrte Wasserdiffusion durch Gewebeschädigung – beide Veränderungen korrelieren mit dem Schweregrad der Myelopathie und können in frühen Stadien als Warnsignal dienen (Akshiitha et al., 2022; Nischal et al., 2021; Toktas et al., 2016).

Die Resultate der vorliegenden Studie stehen im Einklang mit unseren Befunden. Wir beobachteten, dass mit zunehmendem Schweregrad der zervikalen Myelopathie die ADC-Werte im Rückenmark kontinuierlich anstiegen, was auf eine fortschreitende diffuse Gewebsschädigung hindeutet. Gleichzeitig sanken die FA-Werte bei den Patienten mit schwererer Myelopathie, was den Verlust anisotroper Faserstruktur im erkrankten Rückenmark widerspiegelt.

Durch den Einsatz der neuen AiCE-Rekonstruktion ergab sich ein zusätzlicher Befund von praktischer Relevanz: Die ADC-Messungen wurden stabiler. Konkret zeigten die ADC-Werte in den mit AiCE rekonstruierten DTI-Bildern eine geringere Streuung.

Das weist darauf hin, dass dieses KI-gestützte Rekonstruktionsverfahren die Bildqualität so verbessert, dass der ADC als Kennwert konsistenter bestimmt werden kann. Dies ist ein Vorteil für die klinische Beurteilung und Verlaufsbeobachtung, da kleinere Änderungen im ADC nun besser detektiert werden können. Die FA-Werte hingegen profitierten nicht in gleichem Maße von der AiCE-Rekonstruktion. Zwar ließ sich auch hier der erwartete Abfall der FA bei fortgeschrittener Erkrankung deutlich nachweisen, jedoch blieb das Rauschen für FA mit und ohne AiCE vergleichbar. Die zusätzliche Bildrekonstruktion steigerte die Stabilität des FA-Wertes somit nicht signifikant. Ein möglicher Grund für diesen Unterschied könnte in der unterschiedlichen Empfindlichkeit von ADC und FA gegenüber Bildrauschen liegen. Der ADC als Diffusionsparameter reagiert empfindlicher auf Rauschartefakte. Eine Rauschreduktion durch AiCE führt folglich zu konsistenteren ADC-Werten. Die FA dagegen entsteht aus einer komplexen Berechnung der Diffusionsrichtungen (Akshiitha et al., 2022). Möglicherweise ist die FA-Berechnung bereits robuster gegenüber unspezifischem Rauschen, sodass AiCE hier wenig zusätzlichen Nutzen bringt. Alternativ könnte es auch sein, dass verbleibendes geringfügiges Rauschen die FA-Bestimmung weiterhin beeinflusst und eine Verbesserung durch AiCE daher unter der Nachweisgrenze bleibt.

Insgesamt zeigt sich, dass die DTI-Parameter FA und ADC wertvolle zusätzliche Marker bei der Beurteilung der zervikalen Myelopathie sind – von der frühen Diagnosestellung (auch ohne MRT-Läsion) über die Abschätzung des Schweregrades bis hin zur Verlaufsbeobachtung und Therapieentscheidung. Insbesondere vor dem Hintergrund, dass die herkömmlichen, gewichtete MRT in frühen oder milden Fällen oft unauffällig bleibt, bieten FA und ADC einen echten Mehrwert für die klinische Diagnostik (Akshiitha et al., 2022; Toktas et al., 2016).

## 5.5 Limitationen im Studiendesign

Trotz der methodischen Sorgfalt und der innovativen Herangehensweise bei der Untersuchung des Einflusses der AiCE-Technologie auf die MRT-Bildrekonstruktion ergeben sich im Studiendesign einige Limitationen, die bei der Interpretation der Ergebnisse berücksichtigt werden müssen.

Erstens handelt es sich um eine prospektive, unizentrische Fall-Kontroll-Studie mit einer relativ begrenzten Stichprobengröße (82 Teilnehmer für DTI und 71 für T1-/T2-Mapping). Diese limitierten Fallzahlen können die statistische Aussagekraft verringern und somit die Generalisierbarkeit der Ergebnisse auf breitere Patientenkollektive beschränken.

Zweitens wurde die Bildakquisition ausschließlich mit einem 1,5-Tesla-MRT-System durchgeführt. Zwar sind solche Geräte in der klinischen Routine weit verbreitet, jedoch können sich die Ergebnisse – insbesondere in Bezug auf die Leistungsfähigkeit der AiCE-Technologie – bei anderen Scanner-Modellen oder bei Systemen mit höherer Feldstärke unterschiedlich darstellen. Dadurch ist die Übertragbarkeit der Befunde auf andere technische Umgebungen begrenzt.

Ein weiterer kritischer Punkt ist die manuelle Definition der Regions of Interest (ROI) bei der quantitativen Auswertung der Bilddaten. Diese Methode birgt das Risiko subjektiver Einflüsse und Interobserver-Variabilität, was zu Messauigkeiten führen kann. Zukünftige Studien sollten daher den Einsatz halbautomatisierter oder automatisierter Auswertungsstrategien in Erwägung ziehen, um die Objektivität und Reproduzierbarkeit der Messergebnisse zu verbessern.

Darüber hinaus beschränkt sich die Untersuchung auf statische Bildgebungsprotokolle. Dynamische Untersuchungen, die Bewegungs- und Lageänderungen berücksichtigen, könnten zusätzliche, klinisch relevante Informationen liefern. Da Messungen jedoch dynamisch mit längeren Scanzeiten und einem erhöhten Risiko für Bewegungsartefakte verbunden sind, stellt deren Integration in den klinischen Alltag eine Herausforderung dar. Schließlich zeigt sich, dass die Untersuchung der unterschiedlichen AiCE-Rekonstruktionsstufen zwar signifikante Verbesserungen des Signal-Rausch-Verhältnisses bewirkt, jedoch ein Sättigungseffekt zwischen der standardisierten (AiCE 3) und der maximalen KI-Anwendung (AiCE 5) nicht vollständig ausgeschlossen werden kann.

Das bedeutet, dass eine weitere Erhöhung der KI-Intensität über einen bestimmten Punkt hinaus nicht zu einer proportionalen Steigerung der Bildqualität führt, da das SNR ein Plateau erreichen kann. Darüber hinaus weist die ANOVA-Analyse der Standardabweichung der FA-Werte zwischen den verschiedenen AiCE-Stufen ( $p = 0,662$ ) darauf hin, dass die KI-gestützte Rekonstruktion keinen signifikanten Einfluss auf die Variabilität dieser Parameter hat. Diese Stabilität der FA-Werte könnte zudem durch die ausschließliche Verwendung eines 1,5-Tesla-Systems bedingt sein.

Außerdem haben übermäßig intensive KI-Anwendungen möglicherweise den Nachteil, dass sie einen erhöhten Aufwand in der Datenverarbeitung mit sich bringen, ohne einen signifikanten zusätzlichen Qualitätsgewinn zu erzielen. Diese Erkenntnisse sind von praktischer Bedeutung, da sie die Notwendigkeit unterstreichen, das optimale Einsatzspektrum der AiCE-Technologie zu definieren. Weitere Studien sollten daher darauf abzielen, die Grenze zu bestimmen, ab der eine weitere Steigerung des KI-Einsatzes keine relevante Verbesserung mehr bewirkt, um so den besten Kompromiss zwischen Effizienz und Bildqualität zu identifizieren. Diese Optimierung könnte letztendlich dazu beitragen, die Technologie ressourceneffizient in den klinischen Workflow zu integrieren und gleichzeitig eine hochwertige Bildrekonstruktion zu gewährleisten.

Des Weiteren war beim T1-Mapping die Anzahl der möglichen Stützstellen (d. h. unterschiedlicher Echozeiten zur Messung der Relaxationskurve) auf 33 begrenzt. Diese Obergrenze ist durch die Sequenz- und Zeitparameter des verwendeten Protokolls bedingt. Zwar erlaubt eine so große Anzahl an Punkten prinzipiell eine gute Annäherung an die echte T1-Relaxationskurve, doch in der Praxis musste zwischen Messdauer und Präzision abgewogen werden. Andere etablierte T1-Mapping-Methoden begnügen sich oft mit deutlich weniger Messpunkten: Zum Beispiel verwendet die MOLLI-Sequenz in der kardialen Bildgebung typischerweise 11 Stützstellen (Messroghli et al., 2004). Ein vollständiges Protokoll mit noch mehr als 33 Stützstellen würde die Scanzeit erheblich verlängern und ist klinisch nicht praktikabel.

Unsere Entscheidung, 33 Echozeiten zu nutzen, stellt somit einen Kompromiss dar, der eine ausreichende Genauigkeit mit vertretbarem Zeitaufwand vereint. Im Vergleich zu Literaturstandards bewegen wir uns damit im oberen Bereich der Punktdichte.

Eine noch dichtere Abtastung hätte den zeitlichen Aufwand unverhältnismäßig erhöht und ist aus klinischer Sicht nicht notwendig, solange die erzielte Genauigkeit diagnostisch genügt. Nichtsdestotrotz könnten feinere Unterschiede in den T1-Zeiten mit unserem Setting unterdetektiert bleiben. Zukünftige Studien könnten hier alternative Mapping-Methoden, falls eine höhere zeitliche Auflösung der Relaxationskurve von Vorteil scheint.

Ähnlich verhält es sich beim T2-Mapping. Hier war die Anzahl der Echozeiten technisch auf vier verschieden lange TEs beschränkt. Mit nur vier Echozeiten kann man die T2-Kurve zwar noch anpassen, doch die geringe Datenbasis erhöht die Empfindlichkeit gegenüber Rauschen und einzelnen Ausreißern. In der Literatur werden deshalb häufig mehr Echozeiten verwendet, um die Zuverlässigkeit der T2-Bestimmung zu erhöhen. So kommen in den Protokollen zum Knie-Mapping fünf bis sechs Echozeiten zum Einsatz, um eine robustere Kurve zu erhalten (Mars et al., 2018). Mit nur vier Echozeiten besteht das Risiko, dass kleine Messfehler größeren Einfluss auf den berechneten T2-Wert haben.

Vergleicht man dies jedoch mit anderen Studien, so liegen wir im unteren Bereich der üblichen Echoanzahl: In kardialen T2-Mapping-Studien wurden teils nur drei Stützstellen verwendet (Giri et al., 2009).

Unsere Ergebnisse sollten daher unter dem Vorbehalt dieser reduzierten Echoanzahl betrachtet werden. Praktisch bedeutet das, dass die absoluten T2-Werte etwas ungenauer sein können als in Studien mit ausführlicheren Multi-Echo-Sequenzen. Für klinische Aussagen – etwa den Vergleich von Patientengruppe vs. Kontrolle – reichen vier Echozeiten in unserem Setting offenbar aus, um signifikante Unterschiede aufzudecken, doch für eine exakte Quantifizierung jedes Einzelwertes oder die Detektion subtiler Veränderungen könnte ein Protokoll mit mehr Echozeiten vorteilhaft sein.

Insgesamt müssen diese Limitationen – von der Stichprobengröße über technische Überlegungen bis hin zu methodischen Herausforderungen – in die Interpretation der Ergebnisse einbezogen werden. Zukünftige Studien sollten eine Erweiterung der Patientenkohorte, den Vergleich unterschiedlicher Scanner und den Einsatz standardisierter, automatisierter Auswertungsmethoden in Betracht ziehen, um die Robustheit und Generalisierbarkeit der Befunde weiter zu verbessern.



## 6 Zusammenfassung

Diese Dissertation untersuchte den Einfluss der Advanced Intelligent Clear-IQ Engine (AiCE) von Canon auf die Bildrekonstruktion im T1-/T2-Mapping sowie in der Diffusionstensor-Bildgebung (DTI) zur Beurteilung zervikaler Myelopathien infolge degenerativer Veränderungen der Halswirbelsäule. Ausgangspunkt der Arbeit ist die Beobachtung, dass konventionelle MRT-Verfahren häufig nicht in der Lage sind, zukünftige und subtile mikrostrukturelle Veränderungen im Myelon adäquat abzubilden, was zu einer Diskrepanz zwischen klinischer Symptomatik und bildgebenden Befunden führt. Die zentrale Hypothese lautet, dass der Einsatz von KI-gestützten Rekonstruktionsverfahren – konkret die AiCE-Technologie – das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR) verbessert und somit eine präzisere Darstellung pathologischer Gewebeveränderungen ermöglicht.

Zur Überprüfung dieser Hypothese wurde eine prospektive, unizentrische Fall-Kontroll-Studie konzipiert. An einem 1,5-Tesla-MRT-System wurden standardisierte T1-/T2-Mapping- und DTI-Sequenzen bei einer differenzierten Kohorte aus gesunden Kontrollpersonen sowie Patienten mit unterschiedlichen Schweregraden zervikaler Spinalkanalstenosen angewendet. Die Untersuchung ergab unter Einbeziehung verschiedener AiCE-Stufen, um den Einfluss der KI-gestützten Bildrekonstruktion quantitativ zu evaluieren. Mittels definierter Regions of Interest wurden die T1- und T2-Relaxationszeiten sowie diffusionsbasierte Parameter, wie fraktionale Anisotropie (FA) und Apparent Diffusion Coefficient (ADC), ermittelt und statistisch mittels Mixed-Model-ANOVA analysiert.

Die Ergebnisse belegen, dass die Anwendung von AiCE zu einer signifikanten Verbesserung des SNR und einer präziseren Differenzierung zwischen pathologischen und gesunden Geweberegionen führt. Zudem korrelieren die quantitativen Bildparameter eng mit dem Schweregrad der Myelopathie, wobei ein Sättigungseffekt zwischen standardisierter und maximaler KI-Anwendung beobachtet wurde. Diese Befunde unterstreichen den diagnostischen Mehrwert der KI-basierten Bildrekonstruktion und zeigen, dass zukünftige, mikrostrukturelle Veränderungen im Myelon besser erkannt werden können. Die Arbeit leistet somit einen wesentlichen Beitrag zur Optimierung der MRT-Diagnostik bei zervikaler Myelopathie, indem sie den Weg für eine verbesserte, individualisierte Therapieplanung ebnet. Gleichzeitig werden methodische Limitationen, wie die begrenzte Stichprobengröße und die Nutzung eines 1,5-Tesla-Systems, kritisch reflektiert. Zukünftige multizentrische Studien könnten die Übertragbarkeit und Effizienz der vorgestellten Ansätze weiter verbessern.

## Summary

This dissertation investigated the impact of Canon's Advanced Intelligent Clear-IQ Engine (AiCE) on image reconstruction in T1-/T2-mapping and diffusion tensor imaging (DTI) for the evaluation of cervical myelopathy caused by degenerative changes of the cervical spine. The starting point of this work is the observation that conventional MRI techniques are often unable to adequately depict subtle or future microstructural changes in the spinal cord, resulting in a mismatch between clinical symptoms and imaging findings. The central hypothesis posits that the application of AI-supported reconstruction algorithms—specifically the AiCE technology—enhances the signal-to-noise ratio (SNR), thereby enabling more precise visualization of pathological tissue alterations.

To test this hypothesis, a prospective, single-center case-control study was designed. Standardized T1-/T2-mapping and DTI sequences were acquired on a 1.5 Tesla MRI system in a differentiated cohort comprising healthy controls and patients with varying grades of cervical spinal canal stenosis. Different levels of AiCE were applied to quantitatively assess the influence of AI-based image reconstruction. Defined regions of interest were used to extract T1 and T2 relaxation times as well as diffusion-based parameters, such as fractional anisotropy (FA) and apparent diffusion coefficient (ADC), which were statistically analyzed using a mixed-model ANOVA.

The results demonstrate that the use of AiCE leads to a significant improvement in SNR and a more precise differentiation between pathological and healthy tissue regions. Moreover, the quantitative imaging parameters show a strong correlation with the severity of myelopathy, with a saturation effect observed between standard and maximal levels of AI application. These findings highlight the diagnostic value of AI-assisted image reconstruction and indicate that future microstructural changes in the spinal cord can be better detected. This study thus contributes significantly to the optimization of MRI diagnostics in cervical myelopathy by paving the way for improved, individualized treatment planning. At the same time, methodological limitations such as the relatively small sample size and the use of a 1.5 Tesla system are critically discussed. Future multicenter studies could further validate and enhance the transferability and efficacy of the approaches presented herein.

## 7 Literaturverzeichnis

- Akshiitha, J. R., Gopinath, G., Divya, M., & Paarthipan, N. (2022). The Role of Diffusion Tensor Tractography in Assessment of Spondylotic Myelopathy. *Cureus*, 14(6), e25778. <https://doi.org/10.7759/cureus.25778>
- Aumüller G, A. G., Conrad A, Engele J, Kirsch J, Maio G, Mayerhofer A, Mense S, Reißig D et al. (2020). *Duale Reihe Anatomie*. Thieme Verlag. <https://doi.org/doi:10.1055/b-005-143674>
- Badhiwala, J. H., Ahuja, C. S., Akbar, M. A., Witiw, C. D., Nassiri, F., Furlan, J. C., Curt, A., Wilson, J. R., & Fehlings, M. G. (2020). Degenerative cervical myelopathy - update and future directions. *Nat Rev Neurol*, 16(2), 108-124. <https://doi.org/10.1038/s41582-019-0303-0>
- Badhiwala, J. H., & Wilson, J. R. (2018). The Natural History of Degenerative Cervical Myelopathy. *Neurosurg Clin N Am*, 29(1), 21-32. <https://doi.org/10.1016/j.nec.2017.09.002>
- Baucher, G., Rasoanandrianina, H., Levy, S., Pini, L., Troude, L., Roche, P.-H., & Callot, V. (2021). T1 Mapping for Microstructural Assessment of the Cervical Spinal Cord in the Evaluation of Patients with Degenerative Cervical Myelopathy. *American Journal of Neuroradiology*, 42(7), 1348-1357. <https://doi.org/10.3174/ajnr.A7157>
- Boedeker, K. (2018). AiCE Deep Learning Reconstruction: Bringing the power of Ultra-High Resolution CT to routine imaging.
- Brown, R., Cheng, Y., Haacke, M., Thompson, M. (2014). *Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design* (2. Auflage ed.). Wiley-Blackwell.
- Brugner, M. (2008). *Effektivität konservativer Behandlungsstrategien bei zervikaler Stenose - Pathophysiologie, klinische Präsentation und Evidenz für konservative Behandlung*. Thieme. <https://doi.org/10.1055/s-2008-1027336>
- CANON. (2023). *ADVANCED INTELLIGENT CLEAR-IQ ENGINE (AICE)*. CANON. Retrieved 24.11.2024 from <https://de.medical.canon/produkte/magnetresonanztomographie/aice/>
- Chan, H. P., Doi, K., Vyborny, C. J., Schmidt, R. A., Metz, C. E., Lam, K. L., Ogura, T., Wu, Y. Z., & MacMahon, H. (1990). Improvement in radiologists' detection of clustered microcalcifications on mammograms. The potential of computer-aided diagnosis. *Invest Radiol*, 25(10), 1102-1110. <https://doi.org/10.1097/00004424-199010000-00006>
- Esteva, A., Chou, K., Yeung, S., Naik, N., Madani, A., Mottaghi, A., Liu, Y., Topol, E., Dean, J., & Socher, R. (2021). Deep learning-enabled medical computer vision. *NPJ Digit Med*, 4(1), 5. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-00376-2>
- Fehlings, M. G., Wilson, J. R., Kopjar, B., Yoon, S. T., Arnold, P. M., Massicotte, E. M., Vaccaro, A. R., Brodke, D. S., Shaffrey, C. I., Smith, J. S., Woodard, E. J., Banco, R. J., Chapman, J. R., Janssen, M. E., Bono, C. M., Sasso, R. C., Dekutoski, M. B., & Gokaslan, Z. L. (2013). Efficacy and safety of surgical decompression in patients with cervical spondylotic myelopathy: results of the AOSpine North America prospective multi-center study. *J Bone Joint Surg Am*, 95(18), 1651-1658. <https://doi.org/10.2106/jbjs.L.00589>
- Fernandes, J. L., & Rochitte, C. E. (2015). T1 mapping: technique and applications. *Magn Reson Imaging Clin N Am*, 23(1), 25-34. <https://doi.org/10.1016/j.mric.2014.08.007>

- Giri, S., Chung, Y.-C., Merchant, A., Mihai, G., Rajagopalan, S., Raman, S. V., & Simonetti, O. P. (2009). T2 quantification for improved detection of myocardial edema. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*, 11(1), 56.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1186/1532-429X-11-56>
- Guan, X., Fan, G., Wu, X., Gu, G., Gu, X., Zhang, H., & He, S. (2015). Diffusion tensor imaging studies of cervical spondylotic myelopathy: a systemic review and meta-analysis. *PLoS One*, 10(2), e0117707.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0117707>
- Hashemi, R. (2017). *MRI: The Basics* (L. W. a. Wilkins, Ed.).
- Kalsi-Ryan, S., Karadimas, S. K., & Fehlings, M. G. (2013). Cervical spondylotic myelopathy: the clinical phenomenon and the current pathobiology of an increasingly prevalent and devastating disorder. *Neuroscientist*, 19(4), 409-421.  
<https://doi.org/10.1177/1073858412467377>
- Kang, Y., Lee, J. W., Koh, Y. H., Hur, S., Kim, S. J., Chai, J. W., & Kang, H. S. (2011). New MRI grading system for the cervical canal stenosis. *AJR Am J Roentgenol*, 197(1), W134-140. <https://doi.org/10.2214/ajr.10.5560>
- Kovalova, I., Kerkovsky, M., Kadanka, Z., Kadanka, Z., Jr., Nemec, M., Jurova, B., Dusek, L., Jarkovsky, J., & Bednarik, J. (2016). Prevalence and Imaging Characteristics of Nonmyelopathic and Myelopathic Spondylotic Cervical Cord Compression. *Spine (Phila Pa 1976)*, 41(24), 1908-1916.  
<https://doi.org/10.1097/brs.0000000000001842>
- Laule, C., Vavasour, I. M., Kolind, S. H., Li, D. K., Traboulsee, T. L., Moore, G. R., & MacKay, A. L. (2007). Magnetic resonance imaging of myelin. *Neurotherapeutics*, 4(3), 460-484. <https://doi.org/10.1016/j.nurt.2007.05.004>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.  
<https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lekadir, K., Frangi, A. F., Porras, A. R., Glocker, B., Cintas, C., Langlotz, C. P., Weicken, E., Asselbergs, F. W., Prior, F., Collins, G. S., Kaissis, G., Tsakou, G., Buvat, I., Kalpathy-Cramer, J., Mongan, J., Schnabel, J. A., Kushibar, K., Riklund, K., Marias, K.,...Starmans, M. P. A. (2025). FUTURE-AI: international consensus guideline for trustworthy and deployable artificial intelligence in healthcare. *BMJ*, 388, e081554. <https://doi.org/10.1136/bmj-2024-081554>
- Litjens, G., Kooi, T., Bejnordi, B. E., Setio, A. A. A., Ciompi, F., Ghafoorian, M., van der Laak, J., van Ginneken, B., & Sánchez, C. I. (2017). A survey on deep learning in medical image analysis. *Med Image Anal*, 42, 60-88.  
<https://doi.org/10.1016/j.media.2017.07.005>
- Ludolph, A. (2017). Zervikale spondylotische Myelopathie (Leitlinien für Diagnostik und Therapie in der Neurologie). *S1-Leitlinie der Deutschen Gesellschaft für Neurologie*.  
<https://dgn.org/leitlinien/030-052-zervikale-spondylotische-myelopathie-2017/>
- Lundervold, A. S., & Lundervold, A. (2019). An overview of deep learning in medical imaging focusing on MRI. *Z Med Phys*, 29(2), 102-127.  
<https://doi.org/10.1016/j.zemedi.2018.11.002>
- Maier, I. L., Hofer, S., Eggert, E., Schregel, K., Psychogios, M. N., Frahm, J., Bahr, M., & Liman, J. (2020). T1 Mapping Quantifies Spinal Cord Compression in Patients With Various Degrees of Cervical Spinal Canal Stenosis. *Front Neurol*, 11, 574604.  
<https://doi.org/10.3389/fneur.2020.574604>

- Mars, M., Chelli, M., Tbini, Z., Ladeb, F., & Gharbi, S. (2018). MRI T2 Mapping of Knee Articular Cartilage Using Different Acquisition Sequences and Calculation Methods at 1.5 Tesla. *Med Princ Pract*, 27(5), 443-450. <https://doi.org/10.1159/000490796>
- Messroghli, D. R., Radjenovic, A., Kozerke, S., Higgins, D. M., Sivananthan, M. U., & Ridgway, J. P. (2004). Modified Look-Locker inversion recovery (MOLLI) for high-resolution T1 mapping of the heart. *Magn Reson Med*, 52(1), 141-146. <https://doi.org/10.1002/mrm.20110>
- Meyer, F., Börm, W., & Thomé, C. (2008). Degenerative cervical spinal stenosis: current strategies in diagnosis and treatment. *Dtsch Arztebl Int*, 105(20), 366-372. <https://doi.org/10.3238/arztebl.2008.0366>
- Milligan, J., Ryan, K., Fehlings, M., & Bauman, C. (2019). Degenerative cervical myelopathy: Diagnosis and management in primary care. *Can Fam Physician*, 65(9), 619-624.
- Nischal, N., Tripathi, S., & Singh, J. P. (2021). Quantitative Evaluation of the Diffusion Tensor Imaging Matrix Parameters and the Subsequent Correlation with the Clinical Assessment of Disease Severity in Cervical Spondylotic Myelopathy. *Asian Spine J*, 15(6), 808-816. <https://doi.org/10.31616/asj.2020.0223>
- Nouri, A., Tetreault, L., Singh, A., Karadimas, S. K., & Fehlings, M. G. (2015). Degenerative Cervical Myelopathy: Epidemiology, Genetics, and Pathogenesis. *Spine (Phila Pa 1976)*, 40(12), E675-693. <https://doi.org/10.1097/brs.0000000000000913>
- Nukala, M., Abraham, J., Khandige, G., Shetty, B. K., & Rao, A. P. A. (2019). Efficacy of diffusion tensor imaging in identification of degenerative cervical spondylotic myelopathy. *Eur J Radiol Open*, 6, 16-23. <https://doi.org/10.1016/j.ejro.2018.08.006>
- O'Brien, A. T., Gil, K. E., Varghese, J., Simonetti, O. P., & Zareba, K. M. (2022). T2 mapping in myocardial disease: a comprehensive review. *J Cardiovasc Magn Reson*, 24(1), 33. <https://doi.org/10.1186/s12968-022-00866-0>
- Pavlov, H., Torg, J. S., Robie, B., & Jahre, C. (1987). Cervical spinal stenosis: determination with vertebral body ratio method. *Radiology*, 164(3), 771-775. <https://doi.org/10.1148/radiology.164.3.3615879>
- Rowland, L. P. (1992). Surgical treatment of cervical spondylotic myelopathy: time for a controlled trial. *Neurology*, 42(1), 5-13. <https://doi.org/10.1212/wnl.42.1.5>
- Sąsiadek, M. J., Szewczyk, P., & Bładowska, J. (2012). Application of diffusion tensor imaging (DTI) in pathological changes of the spinal cord. *Med Sci Monit*, 18(6), Ra73-79. <https://doi.org/10.12659/msm.882891>
- Smith, S. A., Edden, R. A., Farrell, J. A., Barker, P. B., & Van Zijl, P. C. (2008). Measurement of T1 and T2 in the cervical spinal cord at 3 tesla. *Magn Reson Med*, 60(1), 213-219. <https://doi.org/10.1002/mrm.21596>
- Stahl, R., Dietrich, O., Teipel, S. J., Hampel, H., Reiser, M. F., & Schoenberg, S. O. (2007). White matter damage in Alzheimer disease and mild cognitive impairment: assessment with diffusion-tensor MR imaging and parallel imaging techniques. *Radiology*, 243(2), 483-492. <https://doi.org/10.1148/radiol.2432051714>
- Taylor, A. J., Salerno, M., Dharmakumar, R., & Jerosch-Herold, M. (2016). T1 Mapping: Basic Techniques and Clinical Applications. *JACC Cardiovasc Imaging*, 9(1), 67-81. <https://doi.org/10.1016/j.jcmg.2015.11.005>
- Tetreault, L., Goldstein, C. L., Arnold, P., Harrop, J., Hilibrand, A., Nouri, A., & Fehlings, M. G. (2015). Degenerative Cervical Myelopathy: A Spectrum of Related Disorders

- Affecting the Aging Spine. *Neurosurgery*, 77 Suppl 4, S51-67.  
<https://doi.org/10.1227/neu.0000000000000951>
- Toktas, Z. O., Tanrikulu, B., Koban, O., Kilic, T., & Konya, D. (2016). Diffusion tensor imaging of cervical spinal cord: A quantitative diagnostic tool in cervical spondylotic myelopathy. *J Craniovertebr Junction Spine*, 7(1), 26-30.  
<https://doi.org/10.4103/0974-8237.176617>
- Waschke J., e. a. (2019). *Sobotta Lehrbuch Anatomie*.
- Weishaupt, D. (2014). *Wie funktioniert MRI? Eine Einführung in Physik und Funktionsweise der Magnetresonanzbildgebung* (Springer, Ed.).
- Winsberg, F., Elkin, M., Macy, J., Bordaz, V., & Weymouth, W. H. (1967). Detection of Radiographic Abnormalities in Mammograms by Means of Optical Scanning and Computer Analysis. *Radiology*, 89, 211-215.

## 8 Abkürzungsverzeichnis

ADC	Apparent Diffusion Coefficient
ANOVA	Analysis of Variance
AiCE	Advanced intelligent Clear-IQ Engine
b-Wert	Diffusions-B-Wert
bSSFP	balanced Steady-state free precession
CNN	Convolutional Neural Network
CT	Computertomographie
DCM	Degenerative zervikale Myelopathie
DTI	diffusion tensor imaging
DSGVO	Datenschutz-Grundverordnung
EPI	Echo-Planar-Imaging
FA	Fraktionale Anisotropie
KI	Künstliche Intelligenz
MOLLI	Modified Look-Locker inversion recovery
MRT	Magnetresonanztomographie
ROI	region of interest
SASHA	Saturation recovery single-shot acquisition
SNR	Signal-to-noise ratio
ShMOLLI	short MOLLI
TE	time of echo
TR	repetition time

## 9 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Laterodorsaler Prolaps mit Kompression des N. spinalis sowie mediodorsaler Prolaps. (Waschke, J., Bökers, T. M., Paulsen, F. (Hrsg.) (2019): Sobotta Anatomie: Das Lehrbuch. 2. Auflage; Elsevier GmbH/Urban & Fischer, München 2019). ....	4
Abbildung 2: Sagittale und axiale T2-gewichtete MRT-Aufnahmen von Untersucherteilnehmer mit Stenosegrad I, II und III, kranial, auf Höhe und kaudal der Stenose. ....	5
Abbildung 3: Klassifikation der zervikalen Stenose (Kang et al., AJR, 2011) .....	17
Abbildung 4: Typische Signalintensitätskurve in Abhängigkeit von der Echozeit (TE) in Millisekunden zur Bestimmung der T1-Relaxationszeit. Die Messung erfolgte mit insgesamt 33 Echozeiten (TEs), beginnend bei 140 ms und schrittweise steigend bis zu maximal 2100 ms. ....	22
Abbildung 5: Typische Signalintensitätskurve in Abhängigkeit von der Echozeit (TE) zur Bestimmung der T2-Relaxationszeit. Die Messung erfolgte mit insgesamt 4 Echozeiten (TEs): 20, 60, 100 und 140 ms. ....	24
Abbildung 6: Vergleich der farbcodierten T1-Mapping-Bilder in axialer Schnittführung des Rückenmark bei verschiedenen AiCE-Stufen (a) AiCE0, b) AiCE3 und c) AiCE5). ....	26
Abbildung 7: Vergleich der farbcodierten T2-Mapping-Bilder in axialer Schnittführung des Rückenmark bei verschiedenen AiCE-Stufen (a) AiCE0, b) AiCE3 und c) AiCE5). ....	26
Abbildung 8: Sagittale T2-gewichtete, axiale farbcodierte T1- und T2- Mapping, axiale ADC und FA-Sequenzen mit eingezeichneter region of interest (ROI), gepunktete Linien. ....	27
Abbildung 9: T1-Werte für die Stenosegrade nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und der Stenoselokalisierung. ....	30
Abbildung 10: Signalquotienten in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und dem Stenosegrad nach Kang (0-III) im T1-Mapping. *signifikant ( $p < 0,05$ ).....	31
Abbildung 11: T2-Werte für die Stenosegrade nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und der Stenoselokalisierung. ....	33
Abbildung 12: Signalquotienten in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und dem Stenosegrad nach Kang (0-III) im T2-Mapping. *signifikant ( $p < 0,05$ ).....	35
Abbildung 13: Signalintensität der FA-Sequenz für die Stenosegrade nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und der Stenoselokalisierung. ....	36



Abbildung 14: Signalquotienten in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und dem Stenosegrad nach Kang (0–III) für die FA-Sequenz. *signifikant ( $p < 0,05$ ) .....	37
Abbildung 15: ADC-Werte für die Stenosegrade nach Kang (0–III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und der Stenoselokalisierung.....	38
Abbildung 16: Signalquotienten in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5) und dem Stenosegrad nach Kang (0–III) für die ADC-Sequenz. *signifikant ( $p < 0,05$ ) .....	39

## 10 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Demografische Basischarakteristika der DTI-Kohorte nach Schweregrad der DCM .....	19
Tabelle 2: Demografische Basischarakteristika der T1-/T2-Kohorte nach Schweregrad der DCM .....	19
Tabelle 3: Parameter der T2-gewichteten MRT.....	21
Tabelle 4: Parameter bei der MRT-Bildgebung für das T1-Mapping .....	22
Tabelle 5: Parameter bei der MRT-Bildgebung für das T2-Mapping .....	23
Tabelle 6: Parameter bei der MRT-Bildgebung für die DTI .....	24
Tabelle 7: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche des Signalquotienten der T1-Werte zwischen den Stenosegraden nach Kang (0 bis III) mittels ANOVA-Analyse. *signifikant ( $p < 0,05$ ).....	31
Tabelle 8: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche der Standardabweichung der T1-Werte zwischen den AiCE-Stufen mittels ANOVA-Analyse. *signifikant ( $p < 0,05$ ) .....	32
Tabelle 9: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche des Signalquotienten der T2-Werte zwischen den Stenosegraden nach Kang (0 bis III) mittels ANOVA-Analyse. *signifikant ( $p < 0,05$ ).....	34
Tabelle 10: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche der Standardabweichung der T2-Werte zwischen den AiCE-Stufen mittels ANOVA-Analyse. *signifikant ( $p < 0,05$ ) .....	35
Tabelle 11: Ergebnisse der paarweisen Vergleiche der Standardabweichung der ADC-Werte zwischen den AiCE-Stufen mittels ANOVA-Analyse. *signifikant ( $p < 0,05$ ) .....	39
Tabelle 12: Signalquotient und Median für das T1-Mapping nach Kang (0–III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5). .....	59

Tabelle 13: Signalquotient und Median für das T2-Mapping nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5). .....	59
Tabelle 14: Signalquotient und Median für FA nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5). .....	60
Tabelle 15: Signalquotient und Median für ADC nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5). .....	60

## 11 Anhang

Tabelle 12: Signalquotient und Median für das T1-Mapping nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5).

<b>AiCE-Stufen</b>	<b>Grad nach KANG</b>	<b>Stenosequotient</b>	<b>Median</b>
0	Grad 0	0,99709107	0,996337
0	Grad I	0,830947949	0,822473
0	Grad II	0,823595224	0,833555
0	Grad III	0,784809241	0,76696
3	Grad 0	0,997014504	1,001787
3	Grad I	0,859360766	0,854772
3	Grad II	0,832311181	0,835374
3	Grad III	0,778465886	0,772257
5	Grad 0	0,997671722	0,991648
5	Grad I	0,856730648	0,85366
5	Grad II	0,828434403	0,8357
5	Grad III	0,76755283	0,758564

Tabelle 13: Signalquotient und Median für das T2-Mapping nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5).

<b>AiCE-Stufen</b>	<b>Grad nach KANG</b>	<b>Stenosequotient</b>	<b>Median</b>
0	Grad 0	1,017548601	1,007326
0	Grad I	1,311635611	1,2484166
0	Grad II	1,546293918	1,5494505
0	Grad III	2,101712961	2,1090909
3	Grad 0	1,009674951	1,0107028
3	Grad I	1,3657781	1,2881626
3	Grad II	1,52967187	1,5243902
3	Grad III	2,091484014	2,0841722
5	Grad 0	1,026245203	1,0188034
5	Grad I	1,332054356	1,283871
5	Grad II	1,557970078	1,6023392
5	Grad III	2,068983348	2,1251611

Tabelle 14: Signalquotient und Median für FA nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5).

<b>AiCE-Stufen</b>	<b>Grad nach Kang</b>	<b>Signalquotient</b>	<b>Median</b>
0	Grad 0	0,982815962	1,011419
0	Grad I	0,935056549	0,92348
0	Grad II	0,923005075	0,928675
0	Grad III	0,804171646	0,802797
3	Grad 0	1,011569473	1,017167
3	Grad I	0,956833935	0,989137
3	Grad II	0,912408316	0,911298
3	Grad III	0,802651691	0,7995
5	Grad 0	0,999545283	1,012137
5	Grad I	0,956741313	0,979386
5	Grad II	0,921038846	0,938667
5	Grad III	0,80275343	0,803526

Tabelle 15: Signalquotient und Median für ADC nach Kang (0-III) in Abhängigkeit von den AiCE-Stufen (0, 3, 5).

<b>AiCE-Stufen</b>	<b>Grad nach KANG</b>	<b>Stenosequotient</b>	<b>Median</b>
0	Grad 0	0,971925735	0,9399834
0	Grad I	1,023489662	0,9749999
0	Grad II	1,153139037	1,0921241
0	Grad III	1,550628528	1,435094
3	Grad 0	0,951274596	0,9181472
3	Grad I	1,004033244	0,97806
3	Grad II	1,175583681	1,125903
3	Grad III	1,579271563	1,4249364
5	Grad 0	0,951652353	0,9673591
5	Grad I	0,99581753	0,9784296
5	Grad II	1,166962605	1,1173804
5	Grad III	1,574436252	1,5140741

## 12 Erklärung des Eigenanteils

Der Eigenanteil dieser Dissertation umfasst die Konzeption und Planung der Studie, einschließlich der Festlegung des Studiendesigns sowie der methodischen Vorgehensweise. Die Rekrutierung der Studienteilnehmenden und die Bildnachbearbeitung sowie ROI-basierte Auswertung der erhobenen Daten erfolgten vollständig durch den Autor. Darüber hinaus wurden die statistische Analyse und die Interpretation der Ergebnisse eigenständig durchgeführt. Sämtliche Abbildungen, Tabellen sowie die Verschriftlichung der Arbeit wurden vom Autor selbst erstellt.

## 13 Eidesstattliche Versicherung

Ich versichere ausdrücklich, dass ich die Arbeit selbständig und ohne fremde Hilfe, insbesondere ohne entgeltliche Hilfe von Vermittlungs- und Beratungsdiensten, verfasst, andere als die von mir angegebenen Quellen und Hilfsmittel nicht benutzt und die aus den benutzten Werken wörtlich oder inhaltlich entnommenen Stellen einzeln nach Ausgabe (Auflage und Jahr des Erscheinens), Band und Seite des benutzten Werkes kenntlich gemacht habe. Das gilt insbesondere auch für alle Informationen aus Internetquellen. Soweit beim Verfassen der Dissertation KI-basierte Tools („Chatbots“) verwendet wurden, versichere ich ausdrücklich, den daraus generierten Anteil deutlich kenntlich gemacht zu haben. Die „Stellungnahme des Präsidiums der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG) zum Einfluss generativer Modelle für die Text- und Bilderstellung auf die Wissenschaften und das Förderhandeln der DFG“ aus September 2023 wurde dabei beachtet. Ferner versichere ich, dass ich die Dissertation bisher nicht einem Fachvertreter an einer anderen Hochschule zur Überprüfung vorgelegt oder mich anderweitig um Zulassung zur Promotion beworben habe. Ich erkläre mich damit einverstanden, dass meine Dissertation vom Dekanat der Medizinischen Fakultät mit einer gängigen Software zur Erkennung von Plagiaten überprüft werden kann.

Datum und Unterschrift:

16.09.2025

X 

---

M. Taeb-Sharifi

## 14 Danksagung

Die vorliegende Dissertation wurde durch die Unterstützung zahlreicher Personen ermöglicht, denen ich an dieser Stelle meinen aufrichtigen Dank aussprechen möchte.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Harald Ittrich, Leiter der Abteilung für Diagnostische und Interventionelle Radiologie an der Schön Klinik Eilbek Hamburg, für seine exzellente wissenschaftliche Betreuung, seine wertvollen Anregungen und seine kontinuierliche Unterstützung während des gesamten Projekts. Sein Fachwissen und seine konstruktiven Impulse haben maßgeblich zum wissenschaftlichen Fortschritt dieser Arbeit beigetragen.

Ebenso möchte ich Herrn Jan H. Falkenstein, leitenden med. Technologen für Radiologie (MTR) in der Abteilung für Diagnostische und Interventionelle Radiologie an der Schön Klinik Eilbek Hamburg, ausdrücklich danken. Seine fachkundige Betreuung am MRT-Gerät sowie seine jederzeitige Hilfsbereitschaft bei technischen Fragen und Anpassungen der Messprotokolle waren von unschätzbarem Wert für die erfolgreiche Durchführung der bildgebenden Untersuchungen.

Mein Dank gilt zudem Frau Sabrina Witzel, med. Technologin für Radiologie (MTR) und Key-Userin des Canon MRT-Systems in der Abteilung für Diagnostische und Interventionelle Radiologie an der Schön Klinik Eilbek. Durch ihr Engagement bei der Durchführung der Messungen konnte eine hohe Bildqualität gewährleistet werden, die eine essenzielle Grundlage dieser Arbeit bildet.

Ein besonderer Dank gebührt Herrn Dr. Michael Kaul, Medizinhysiker in der Klinik und Poliklinik für Diagnostische und Interventionelle Radiologie und Nuklearmedizin am Universitätsklinikum Hamburg-Eppendorf (UKE). Seine fachliche Expertise in der Bildgebungsphysik, seine Unterstützung bei der Sequenzoptimierung sowie seine wissenschaftliche Begleitung der Datenauswertung haben entscheidend zur methodischen Präzision dieser Studie beigetragen.

Herrn Prof. Peter Bannas, stellvertretender Klinikdirektor der Klinik und Poliklinik für Diagnostische und Interventionelle Radiologie und Nuklearmedizin am Universitätsklinikum Hamburg-Eppendorf (UKE), danke ich herzlich für seine Expertise und die aufgewendete Zeit als Ko-Betreuer dieser Dissertation.

Mein tief empfundener Dank richtet sich darüber hinaus an sämtliche Kolleginnen und Kollegen der Abteilungen für Diagnostische und Interventionelle Radiologie sowie der Spinalen Chirurgie an der Schön Klinik Eilbek, insbesondere an Herrn PD Dr. Ralph Kothe, Leiter der Abteilung Spinale Chirurgie an der Schön Klinik Eilbek Hamburg, für die kollegiale Unterstützung und die stets angenehme Zusammenarbeit. Ebenso danke ich Herrn Dr. Sven Opitz, Oberarzt der Abteilung für Diagnostische und Interventionelle Radiologie sowie IT-Administrator, für seine wertvolle Unterstützung bei technischen und IT-spezifischen Fragestellungen im Rahmen dieser Arbeit.

Nicht zuletzt gilt mein größter Dank meiner Familie, deren bedingungslose Unterstützung, Verständnis und Rückhalt mich während der gesamten Promotionszeit begleitet haben.