Deep-Learning-basierte Rekonstruktion zur Rauschunterdrückung und Auflösungsskalierung T2-gewichteter Sequenzen in der multiparametrischen Magnetresonanztomographie der Prostata

Inaugural-Dissertation

zur Erlangung des Doktorgrades

der Hohen Medizinischen Fakultät

der Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität

Bonn

Leon Marcel Bischoff

aus Köln

2025

Angefertigt mit der Genehmigung

der Medizinischen Fakultät der Universität Bonn

- 1. Gutachter: Prof. Dr. med. Julian Alexander Luetkens
- 2. Gutachter: Prof. Dr. rer. nat. Stephan Leonhard Baader

Tag der Mündlichen Prüfung: 27.12.2024

Aus der Klinik für Diagnostische und Interventionelle Radiologie

Inhaltsverzeichnis

	Abkürzungsverzeichnis	5
1.	Deutsche Zusammenfassung	6
1.1	Einleitung	6
1.2	Material und Methoden	8
1.2.1	Durchführung der MRT-Untersuchungen und Bildrekonstruktion	8
1.2.2	Qualitativer Vergleich	9
1.2.3	Quantitativer Vergleich	9
1.2.4	Vergleich der PI-RADS-Scores	12
1.2.5	Statistische Auswertung	12
1.3	Ergebnisse	13
1.3.1	Allgemeine Charakteristika	13
1.3.2	Qualitativer Vergleich	13
1.3.3	Quantitativer Vergleich	16
1.3.4	PI-RADS-Übereinstimmung	16
1.4	Diskussion	18
1.5	Zusammenfassung	21
1.6	Literaturverzeichnis der deutschen Zusammenfassung	22
2.	Veröffentlichung	25
	Abstract	25
	Introduction	25
	Materials and Methods	26

Discussion	30
References	33
Danksagung	34

3.

Abkürzungsverzeichnis

DL	Deep Learning
ERD	Edge-Rise-Distance
IQA	Interquartilsabstand
КІ	Konfidenzintervall
mpMRT	multiparametrische Magnetresonanztomographie
PI-RADS	Prostate Imaging Reporting and Data System
sKRV	scheinbares Kontrast-Rausch-Verhältnis
sSRV	scheinbares Signal-Rausch-Verhältnis
TSE	Turbo-Spin-Echo
T2c	kartesische T2 TSE Sequenz mit Standardauflösung
T2 _{NC}	nicht-kartesische T2 TSE Sequenz mit Standardauflösung
T2 _{DL}	kartesische T2 TSE Sequenz mit Deep Learning Rekonstruktion

1. Deutsche Zusammenfassung

1.1 Einleitung

Die multiparametrische Magnetresonanztomographie (mpMRT) der Prostata ist eine wichtige nicht-invasive Methode zur Detektion von Prostatakarzinomen und bildet die Grundlage für die MRT-gestützte Fusionsbiopsie (Eklund et al., 2021; Hugosson et al., 2022). Der hohe Stellenwert dieser Untersuchungstechnik ist insbesondere in der demographisch bedingt steigenden Anzahl älterer Patienten mit Verdacht auf ein Prostatakarzinom begründet; es wird geschätzt, dass allein in Deutschland jährlich ca. 68.600 neue Fälle diagnostiziert werden, während 15.000 daran versterben (Zentrum für Krebsregisterdaten, 2019).

In der aktuellen Bildgebungsleitlinie zur MRT der Prostata, dem "Prostate Imaging Reporting and Data System" (PI-RADS) werden die technischen Anforderungen an ein mpMRT spezifiziert (Turkbey et al., 2019). Neben der Akquisition von T1- und diffusionsgewichteten Sequenzen enthält das MRT-Protokoll insbesondere eine T2gewichtete Sequenz, um die transitionale Zone bewerten zu können. Diese wird sowohl in einer axialen als auch in einer sagittalen und/oder koronaren Ausrichtung akquiriert, was mit Akquisitionszeiten von bis zu 5 Minuten pro Sequenz zu langen Untersuchungsprotokollen beiträgt (Hegde et al., 2013). Die Anzahl untersuchter Patienten ist dadurch limitiert und eine flächendeckende Versorgung der Bevölkerung erschwert.

Um diese Limitation zu verbessern, wurden bereits verschiedene Ansätze zur Reduktion von Bildakquisitionszeiten entwickelt. Diese beinhalten insbesondere die Fokussierung auf biparametrische Protokolle, die sich auf die ausschließliche Akquisition T2- und diffusionsgewichteter Sequenzen beschränken und die Gesamtakquisitionszeit auf bis zu fünf Minuten senken können (Scialpi et al., 2017; Weiss et al., 2018). Darüber hinaus wurden Rekonstruktionsmethoden, die aus den Rohdaten die endgültigen Bilder berechnen, stetig weiterentwickelt, beispielsweise durch die Kombination von "Compressed Sensing" mit nicht-kartesischen T2-gewichteten Sequenzen (Bischoff et al., 2023a).

Die Methodik des "Deep Learning" (DL) bietet die Möglichkeit, die Bildrekonstruktionen in der MRT weiter zu optimieren. So wurde kürzlich erstmals ein solcher DL-Algorithmus für die Rekonstruktion von T2-gewichteten Sequenzen in der mpMRT der Prostata verwendet (Harder et al., 2022). Während sich diese Methodik jedoch insbesondere auf die Entfernung des Hintergrundrauschens konzentriert, hatte sie keinen Einfluss auf die Bildauflösung. So ließ sich in verschiedenen Studien die Bildauflösung durch DL-basierte Rekonstruktionsmethoden hochskalieren, nachdem die Sequenz initial mit niedriger Auflösung und dementsprechend reduzierter Akquisitionszeit aufgenommen wurde. Die Bildqualität war hiernach äquivalent zu Sequenzen, die primär in hoher Auflösung akquiriert wurden (Johnson et al, 2022; Ke et al., 2020). Diese Techniken wurden in prospektiven Studien bisher vor allem am muskuloskelettalen System evaluiert, beispielsweise an Sequenzen der Wirbelsäule (Almansour et al., 2022) oder des Knies (Kim et al., 2022). Eine prospektive Evaluation in der mpMRT der Prostata wurde jedoch bisher noch nicht durchgeführt, wobei insbesondere der Einfluss auf die PI-RADS-Scores unklar ist.

Das Ziel dieser Studie war die klinische Evaluation eines DL-basierten Rekonstruktionsalgorithmus für die mpMRT der Prostata, der sowohl klassisches "Compressed Sensing" als auch DL-Methoden zur Entfernung des Hintergrundrauschens und zur nachträglichen Auflösungsskalierung integriert. Das primäre Studienziel war hierbei der gualitative und guantitative Vergleich zwischen einer DL-rekonstruierten T2gewichteten Turbo-Spin-Echo (TSE) Sequenz, die initial mit niedriger Auflösung akquiriert wurde, und kartesischen/nicht-kartesischen T2-gewichteten TSE Sequenzen mit Standardauflösung. Sekundärer Endpunkt war die Evaluation der PI-RADS-Übereinstimmung zwischen der DL-rekonstruierten Sequenz und der nicht-kartesischen Sequenz.

1.2 Material und Methoden

1.2.1 Durchführung der MRT-Untersuchungen und Bildrekonstruktion

Vor Durchführung der Studie lag eine Genehmigung der Ethikkommission Bonn vor (Antragsnummer: 041/17). Die Deklaration von Helsinki in der aktuell gültigen Version von 2013 wurde während der Durchführung dieser Studie zu jedem Zeitpunkt beachtet.

Männliche Patienten mit klinischem Verdacht auf ein Prostatakarzinom, definiert durch einen erhöhten Wert des Prostata-spezifischen Antigens >4 ng/ml, eine auffällige digitalrektale Untersuchung oder einen auffälligen transrektalen Ultraschall, wurden prospektiv zwischen August und November 2022 in die Studie eingeschlossen. Ausschlusskriterien für die Studienteilnahme waren allgemeine Kontraindikationen für eine MRT-Untersuchung (Herzschrittmacher, Neurostimulator, große nicht entfernbare Metallimplantate) oder Kontraindikationen für die Gabe von Gadolinium-haltigen Kontrastmitteln (schwere allergische Reaktion, terminale Niereninsuffizienz mit einer GFR <15 ml/min). Alle MRT-Untersuchungen wurden während des klinischen Routinebetriebs durchgeführt.

Die MRT-Untersuchungen wurden an einem 3 Tesla Gerät (Ingenia 3T, Philips Healthcare) durchgeführt. Im Rahmen der Studie wurden zunächst drei verschiedene T2-gewichtete Sequenzen akquiriert und rekonstruiert:

- T2_C: kartesische TSE Sequenz mit Standardauflösung (Voxelgröße: 0,46 x 0,51 x 3 mm) und klassischer Rekonstruktion mittels Wavelet Funktion
- 2) T2_{NC}: nicht-kartesische TSE Sequenz mit Standardauflösung (Voxelgröße: 0,49 x 0,49 x 3 mm) und klassischer Rekonstruktion mittels Wavelet Funktion
- T2_{DL}: kartesische TSE Sequenz mit niedriger Auflösung (Voxelgröße: 0,6 x 0,7 x 3 mm) und DL-basierter Rekonstruktion.

Der DL-Algorithmus besteht dabei aus zwei verschiedenen neuralen Netzwerken. Das erste neurale Netzwerk (Adaptive-CS-Net) ist hauptsächlich für die Entfernung von Hintergrundrauschen zuständig (Pezotti et al., 2019; Zhang et. al., 2018), während das zweite Netzwerk Gibbs-Artefakte entfernt und die Auflösung sekundär hochskaliert (Chaudhari et al., 2018; Kim et al., 2015). Für den genauen Aufbau und das Training des DL-Algorithmus sei auf das Supplement der Publikation verwiesen. Der DL-Algorithmus wurde von der Firma Philips entwickelt und auf dem MRT-Gerät installiert. Die restlichen MRT-Sequenzen der Untersuchung entsprechen dem Standardprotokoll gemäß den PI-RADS-Befundungsleitlinien (vgl. Supplement der Publikation).

1.2.2 Qualitativer Vergleich

T2_C, T2_{NC} und T2_{DL} wurden separat von zwei Radiologen mit 2 (Leon Bischoff, Untersucher 1) und 10 Jahren (Julian Luetkens, Untersucher 2) Erfahrung in der mpMRT der Prostata in sechs Kategorien auf einer Likert-Skala von 1 bis 5 bewertet:

- 1) Bildartefakte
- 2) Bildschärfe
- 3) Läsionsabgrenzbarkeit
- 4) Kapselschärfe
- 5) Allgemeine Bildqualität
- 6) Diagnostische Sicherheit.

Stufe 1 der Likert Skala wurde jeweils als "nicht-diagnostisch" definiert mit ausgeprägten Artefakten oder Unschärfen und dadurch hochgradig beeinträchtigter diagnostischer Sicherheit. Stufe 2 wurde als "schlecht" definiert mit deutlichen Artefakten und Unschärfen sowie weiterhin reduzierter diagnostischer Sicherheit. Stufe 3 wurde als "moderat" definiert mit mäßigen Artefakten und Unschärfen sowie mittelgradig reduzierter diagnostischer Sicherheit. Stufe 3 surde als "moderat" definiert mit mäßigen Artefakten und Unschärfen sowie mittelgradig reduzierter diagnostischer Sicherheit. Stufe 4 wurde als "gut" definiert mit nur minimaler Beeinträchtigung der diagnostischen Sicherheit durch geringe Artefakte und Unschärfen. Stufe 5 wurde als "exzellent" definiert und für Bilder vorbehalten, die in der jeweiligen Kategorie keine Beeinträchtigung hatten.

1.2.3 Quantitativer Vergleich

Verschiedene Signalintensitäten wurden innerhalb einer definierten Region von 25 mm² jeweils in der normalen peripheren Zone der Prostata und im Musculus obturatorius internus gemessen. Hieraus wurde das scheinbare Signal-Rausch-Verhältnis (sSRV;

Signalintensität der peripheren Zone / Standardabweichung der Signalintensität im Muskel) sowie scheinbare Kontrast-Rausch-Verhältnis (sKRV; (Signalintensität der peripheren Zone - Signalintensität des Muskels) / Standardabweichung der Signalintensität im Muskel) berechnet. Die sogenannte "Edge-Rise-Distance" (ERD) wurde als ergänzende Quantifizierung der Bildschärfe gemessen (Suzuki et al., 2012). Hierfür wurde der Abstand zwischen minimalem und maximalem Signalintensitätswert auf einer gezeichneten Linie über der dorsalen Prostatakapsel gemessen. Eine höhere Bildschärfe ist dabei durch einen geringeren Abstand und somit eine geringere ERD charakterisiert (vgl. Abb. 1 für eine genauere graphische Darstellung der ERD). Die Auswertung wurde vollständig durch Leon Bischoff durchgeführt.



Abb. 1: Exemplarische Darstellung der "Edge-Rise-Distance" (ERD) (modifiziert nach Abb. 2 der angehängten Publikation, Bischoff et al., 2023b). Zur Messung der ERD wurde eine Linie orthogonal zur dorsalen Prostatakapsel gezeichnet und der Verlauf der Signalintensitätswerte entlang der Linie graphisch dargestellt (siehe unterste Reihe). Nach Normalisierung der Daten kann die ERD direkt als der Abstand zwischen dem 10 % und 90 % Signalintensitätslevel (respektive den beiden inneren Linien in den Diagrammen) gemessen werden. Eine höhere Bildschärfe führt zu einem steileren Signalintensitätsverlauf und damit zu einer geringeren ERD.

1.2.4 Vergleich der PI-RADS-Scores

Während der initialen klinischen Befundung wurde nach Verblindung der klinischen Daten und ausschließlichem Einschluss von $T2_{NC}$ in das Befundungsprotokoll ein maximaler PI-RADS-Score vergeben (durch Claus Christian Pieper mit 11 Jahren Erfahrung in mpMRT der Prostata, Untersucher 1). Zwei Wochen nach Durchführung aller MRTs wurden diese in zufälliger Reihenfolge durch den gleichen Untersucher erneut mit ausschließlichem Einschluss von $T2_{DL}$ evaluiert. Zudem wurden alle MRTs in zufälliger Reihenfolge zweimal mit Einschluss von je $T2_{NC}$ oder $T2_{DL}$ durch einen weiteren Radiologen (Julian Luetkens, Untersucher 2) bewertet.

1.2.5 Statistische Auswertung

SPSS (Version 27, IBM) wurde zur statistischen Auswertung verwendet. Kontinuierliche Variablen wurden mittels unifaktorieller ANOVA und Post-Hoc Tukey Test ausgewertet und sind als Mittelwert \pm Standardabweichung dargestellt. Diskrete Variablen wurden mittels Friedman Test und Post-Hoc Bonferroni Test ausgewertet und sind als Median und Interquartilsabstand (IQA) dargestellt. Die vergebenen PI-RADS-Scores für T2_{NC} und T2_{DL} wurden mittels gewichtetem Kappa auf ihre Übereinstimmung geprüft (Definition: <0,5 = schlecht; 0,5-0,75 = moderat; 0,75–0,9 = gut; >0,9 = exzellent). Die Interrater-Reliabilität für die qualitativen Bewertungen sowie die Intrarater-Reliabilität für die qualitativen (zweifach gemischt, absolute Übereinstimmung; Definition: <0,5 = schlecht; 0,5-0,75 = moderat; 0,75–0,9 = gut; >0,9 = exzellent) berechnet. Zudem wurden sowohl die Intra- als auch die Interrater-Reliabilität für die Übereinstimmung der vergebenen PI-RADS-Scores für beide Untersucher berechnet. Alle 95 % Konfidenzintervalle (KI) der errechneten Intervalle sind jeweils angegeben.

1.3 Ergebnisse

1.3.1 Allgemeine Charakteristika

Insgesamt wurden 109 Patienten (Durchschnittsalter 68 ± 8 Jahre) in die Studie eingeschlossen. Der durchschnittliche Wert des Prostata-spezifischen Antigens betrug 10,8 ± 16,3 ng/ml. 25/109 (23 %) Patienten hatten eine auffällige digital-rektale Untersuchung, während 20/109 (18 %) Patienten einen auffälligen transrektalen Ultraschall hatten. 32/109 (29 %) waren zum Zeitpunkt der MRT-Untersuchung bereits vorbiopsiert. Die Akquisitionszeit von T2_{DL} war mit 164 s ± 20 s kürzer als T2_c (257 s ± 32 s, P<0,001) und T2_{NC} (230 s ± 28 s, P<0,001).

1.3.2 Qualitativer Vergleich

In der qualitativen Bildbewertung wurde T2_{DL} in allen Kategorien (vgl. Abb. 2 für ein repräsentatives Bildbeispiel und Tab. 1 für eine übersichtliche Darstellung aller Kategorien) besser bewertet als die Standardsequenzen T2_C und T2_{NC}, und zwar exemplarisch bei der Bildschärfe (gemittelte mediane Bewertung: T2_{DL} 5 [IQA: 4-5] versus T2_C 4 [IQA: 3-4], *P*<0,001 und T2_{NC} 4 [IQA: 3-4], *P*<0,001) oder der allgemeinen Bildqualität (gemittelte mediane Bewertung: T2_{DL} 4 [IQA: 4-5] versus T2_C 3 [IQA: 3-4], *P*<0,001 und T2_{NC} 4 [IQA: 4-5] versus T2_C 3 [IQA: 3-4], *P*<0,001 und T2_{NC} 4 [IQA: 4-5] versus T2_C 3 [IQA: 3-4], *P*<0,001 und T2_{NC} 4 [IQA: 4-5] versus T2_C 3 [IQA: 3-4], *P*<0,001 und T2_{NC} 4 [IQA: 3-4], *P*<0,001). Die Interrater-Reliabilität der einzelnen qualitativen Kategorien war moderat bis gut (0,62 – 0,83 [95 % KI: 0,22 – 0,93]).



Abb. 2: Klinisches Beispiel der verbesserten Bildqualität mit der schärfsten Abgrenzbarkeit der T2-hypointensen Läsion in der peripheren Prostatazone nach Rekonstruktion mittels des deep learning Algorithmus (modifiziert nach Abb. 4 der angehängten Publikation, Bischoff et al., 2023b). Die zusätzliche Diffusionsrestriktion, gekennzeichnet durch eine Signalanhebung Diffusionssequenz in der und Signalabsenkung in der "apparent diffusion coefficient" (ADC) Karte, lässt ebenfalls auf eine wahrscheinliche Malignität der Läsion schließen. Insgesamt wurde die Läsion als PI-RADS 4 bewertet, eine anschließend erfolgte MRT-Fusionsbiopsie konnte ein invasives Prostatakarzinom histologisch sichern, sodass der Patient frühzeitig mittels Prostatektomie therapiert werden konnte.

	Kategorie	T2c	T2 _{NC}	T2 _{DL}	P Wert	
	Artefakte	4 [IQA: 3-4] ^{‡∥}	3 [IQA: 3-4] ^{†∥}	4 [IQA: 3-4] ^{†‡}	<0,001	
~	Bildschärfe	4 [IQA: 3-4] [∥]	3 [IQA: 3-4] ^{II}	4 [IQA: 4-5] ^{†‡}	<0,001	
cher	Läsionsabgrenzbarkeit	3 [IQA: 3-4] ^{‡∥}	4 [IQA: 3-4] ^{†∥}	4 [IQA: 4-5] ^{†‡}	<0,001	
ersu	Kapselschärfe	3 [IQA: 3-4] [∥]	3 [IQA: 3-4] [∥]	4 [IQA: 4-4] ^{†‡}	<0,001	
Unt	Allgemeine Bildqualität	3 [IQA: 2-4] ^{‡∥}	3 [IQA: 3-4] ^{†∥}	4 [IQA: 4-4] ^{†‡}	<0,001	
	Diagnostische Sicherheit	3 [IQA: 3-4] ^{‡∥}	4 [IQA: 3-5] ^{†∥}	4 [IQA: 4-5]†‡	<0,001	
	Artefakte	4 [IQA: 3-4] [∥]	4 [IQA: 3-4] ^{II}	4 [IQA: 4-4] ^{†‡}	<0,001	
2	Bildschärfe	4 [IQA: 3-4] [∥]	4 [IQA: 3-4] [∥]	5 [IQA: 4-5] ^{†‡}	<0,001	
cher	Läsionsabgrenzbarkeit	3 [IQA: 3-4] [∥]	4 [IQA: 3-5] [∥]	5 [IQA: 4-5] ^{†‡}	<0,001	
ersu	Kapselschärfe	4 [IQA: 3-4] [∥]	4 [IQA: 3-4] [∥]	4 [IQA: 4-5] ^{†‡}	<0,001	
Unt	Allgemeine Bildqualität	4 [IQA: 3-4] [∥]	4 [IQA: 3-5] [∥]	5 [IQA: 4-5] ^{†‡}	<0,001	
	Diagnostische Sicherheit	4 [IQA: 3-4] ^{‡∥}	4 [IQA: 3-5] ^{†∥}	5 [IQA: 4-5] ^{†‡}	<0,001	

Tab. 1: Qualitative Bewertung der T2-gewichteten Sequenzen (modifiziert nach Tab. S3 des Supplements der angehängten Publikation, Bischoff et al., 2023b)

T2_C: kartesische T2-gewichtete Sequenz mit Standardauflösung; T2_{NC}: nicht-kartesische T2-gewichtete Sequenz mit Standardauflösung; T2_{DL}: DL-rekonstruierte T2-gewichtete Sequenz mit hoher Auflösung.

†: P<0,05 versus T2_C; ‡: P<0,05 versus T2_{NC}; II: P<0,05 versus T2_{DL}

1.3.3 Quantitativer Vergleich

Die sSRV und sKRV von T2_{DL} (sSRV: 44,3 ± 7,5 und sKRV: 39,5 ± 7,4) waren höher als T2_{NC} (sSRV: 25,8 ± 4,6; *P*<0,001 und sKRV: 21,3 ± 4,7; *P*<0,001), jedoch äquivalent zu T2_C (sSRV: 45,7 ± 8,2; *P*=0,31 und sKRV: 39,3 ± 8,2; *P*=0,97). Sowohl T2_C (1,15 ± 0,68 mm) als auch T2_{NC} (0,98 ± 0,65 mm) hatten eine höhere ERD als T2_{DL} (0,75 ± 0,39 mm, respektive *P*<0,001 und *P*=0,01). Die Intrarater-Reliabilität war moderat (ERD: 0,70 [95 % KI: 0,53 – 0,81]) bis exzellent (sSRV: 0,95 [95 % KI: 0,47 – 0,99] und sKRV: 0,96 [95 % KI: 0,50 – 0,99]).

1.3.4 PI-RADS-Übereinstimmung

Score 1 nach PI-RADS wurde weder für T2_{DL} noch für T2_{NC} vergeben. Die PI-RADS-Scores unterschieden sich zwischen T2_{DL} und T2_{NC} bei 9/109 (8 %) Patienten für Untersucher 1, respektive bei 7/109 (6 %) Patienten für Untersucher 2 (Tab. 2). Die PI-RADS-Befundung von T2_{DL} und T2_{NC} waren ähnlich für Untersucher 1 (gewichtetes Kappa: 0,92 [95 % KI: 0,87 – 0,97]) und Untersucher 2 (gewichtetes Kappa: 0,94 [95 % KI: 0,90 - 0,98]). Intrarater-Reliabilität (Intraklassenkorrelationskoeffizient: 0,87 [95 % KI: 0,83 – 0,92]) und Interrater-Reliabilität (Intraklassenkorrelationskoeffizient: 0,78 [95 % KI: 0,72 – 0,84]) waren gleichermaßen gut.

				n=0	n=50	T2 _{DL} n=27	n=23	n=9
cher 1	PI-RADS-Scores (n=109)		1	2	3	4	5	
Untersu	n: n: T2 _{NC} n: n: n:	=0 =46 =32 =22 =9	1 2 3 4 5	0 0 0 0 0	0 45 5 0 0	0 1 25 1 0	0 0 2 21 0	0 0 0 0 9
01				n=0	n=45	T2 _{DL} n=29	n=25	n=10
cher 2	PI-RADS-S (n=10)	Score 9)	S	n=0 1	n=45 2	T2 _{DL} n=29 3	n=25 4	n=10 5

Tab. 2: Kontingenztafel für die PI-RADS-Bewertungen (modifiziert nach Tab. 3 der angehängten Publikation, Bischoff et al., 2023b)

 $T2_{NC}$: nicht-kartesische T2-gewichtete Sequenz mit Standardauflösung; $T2_{DL}$: DL-rekonstruierte T2-gewichtete Sequenz mit hoher Auflösung. PI-RADS = Prostate Imaging Reporting and Data System

1.4 Diskussion

Methoden der künstlichen Intelligenz werden in der Radiologie zunehmend genutzt, um die akquirierten Rohdaten von MRTs zu rekonstruieren, beispielsweise zur Entfernung des Hintergrundrauschens (Ke et al., 2020; Li et al., 2021). Die Leistungsfähigkeit eines solchen Algorithmus in Kombination mit "Compressed Sensing" sowie einer Hochskalierung der Bildauflösung wurde jedoch bisher nur unzureichend im klinischen Kontext untersucht (Chaudhari et al., 2018; Kim et al., 2015). Da insbesondere die Akquisition und Befundung des mpMRTs der Prostata standardisierten Kriterien unterliegt (Turkbey et al., 2019) und von hoher gesundheitsökonomischer Bedeutung ist, war das Ziel dieser Studie die klinische Evaluation eines solchen DL-basierten Algorithmus für T2-gewichtete TSE Sequenzen im mpMRT der Prostata im Hinblick auf Bildqualität und Akquisitionsdauer sowie dessen Einfluss auf die vergebenen PI-RADS-Scores. Hierfür wurden die rekonstruierten Bilder dieses DL-Algorithmus (T2_{DL}) qualitativ und quantitativ mit kartesischen (T2_c) und nicht-kartesischen T2-gewichteten Sequenzen mit Standardauflösung (T2_{NC}) verglichen.

Im Gegensatz zu mittels herkömmlicher mathematischer Methoden (z.B. der Wavelet-Funktion) rekonstruierten Sequenzen mit Standardauflösung (Agarwal et al., 2017; Bischoff et al., 2023a; Harder et al., 2022) konnten durch die nachträgliche Hochskalierung der DL-Rekonstruktion initial niedrig-aufgelöste und somit schnell zu akquirierende Bilder aufgenommen werden. Dies hat die Akquisitionsdauer von T2_{DL} um 36 % gegenüber T2_C und um 29 % gegenüber T2_{NC} gesenkt. Die Verkürzung der Akquisitionsdauer führte zudem direkt zu einer signifikanten Verringerung der Bewegungsartefakte, die vor allem aus der Aufsummierung von geringen Bewegungen während langer Akquisitionszeiten resultieren - ein Effekt, der zusätzlich zu der bereits integrierten Verminderung von Gibbs-Artefakten des DL-Algorithmus entsteht.

Obwohl zunächst niedrig-aufgelöste Sequenzen akquiriert wurden, konnte durch die nachträgliche DL-Rekonstruktion deren Bildqualität stark verbessert werden, sodass diese in sämtlichen qualitativen Bewertungskategorien höher bewertet wurden als die kartesische und nicht-kartesische Standardsequenz. So wurde hierdurch nicht nur eine Verbesserung der Bildschärfe beobachtet, sondern es konnten auch Läsionen und die Prostatakapsel besser abgegrenzt werden. Die quantitative Auswertung der Bildsequenzen mittels ERD bestätigen dies gegenüber beiden Standardsequenzen, während sSRV und sKRV ausschließlich gegenüber der nicht-kartesischen Standardsequenz erhöht waren. Dies ist eine Steigerung zu einer früheren Studie (Johnson et al., 2022), in der zwar äquivalent zu der hier durchgeführten Studie die Akquisitionszeit durch einen DL-Algorithmus reduziert wurde, jedoch kein Unterschied in der Bildqualität festgestellt werden konnte.

Die vergebenen PI-RADS-Scores haben sich nur in 8 % der Patienten (Untersucher 1), bzw. in 6 % der Patienten (Untersucher 2) verändert. Da sich bei jeweils sieben, respektive sechs Patienten der PI-RADS–Scores von 3 (klinisch signifikantes Prostatakarzinom unklar) zu 2 (klinisch signifikantes Prostatakarzinom unwahrscheinlich) oder 4 (klinisch signifikantes Prostatakarzinom wahrscheinlich) verändert haben, hat der DL-Algorithmus möglicherweise Potential, um überflüssige Biopsien zu vermeiden, da grundsätzlich ab Score 3 eine Empfehlung zur Biopsie ausgesprochen wird. Diese Tendenz wurde zudem durch die signifikant höhere diagnostische Sicherheit der Untersucher untermauert.

Limitationen dieser Studie liegen vor allem darin, dass nicht für alle Patienten histologische Biopsieergebnisse vorliegen. Da man diese jedoch benötigt, um eine valide Sensitivität, Spezifität und Genauigkeit der PI-RADS-Scores zu berechnen, beschränkt sich diese Studie auf den Vergleich derselbigen. Zweitens wurden ausschließlich T2-gewichtete Sequenzen evaluiert. Am häufigsten befindet sich ein Prostatakarzinom jedoch in der peripheren Zone, für welche die diffusionsgewichteten Sequenzen maßgeblich sind. Da der Algorithmus jedoch potentiell auf sämtliche MRT-Sequenzen anwendbar ist, muss dies weitergehend in unterschiedlich gewichteten Sequenzen evaluiert werden. Drittens können die Sequenzen ohne kostspielige Computerhardware (insbesondere leistungsfähige Grafikkarten) nicht schnell rekonstruiert werden, sodass dies die Zeitersparnis bei der primären Akquisition negieren kann.

Durch die konsequente Verwendung dieses DL-Algorithmus und die dadurch gesteigerte Bildqualität sowie reduzierte Akquisitionszeit kann die mpMRT der Prostata weiter verbessert werden und möglicherweise zu einer besseren Detektion von klinisch signifikanten Prostatakarzinomen führen. Die genaue Auswirkung auf Sensitivität und diagnostische Genauigkeit zu treffen.

1.5 Zusammenfassung

Die multiparametrische Magnetresonanztomographie (mpMRT) der Prostata ist die wichtigste nicht-invasive Diagnostik zur Abklärung des Prostatakarzinoms. Die Untersuchungsprotokolle sind jedoch zeitintensiv, was die Anzahl an untersuchten Patienten limitiert. Zur Reduktion der Akquisitionszeit wurden bereits in mehreren Studien verschiedene "Deep Learning" (DL) basierte Algorithmen in die Bildrekonstruktion integriert. Diese hatten durch Reduktion des Hintergrundrauschens und Hochskalierung der Bildauflösung initial niedrig aufgelöster und schnell akquirierter Sequenzen eine vergleichbare Qualität zu Standardaufnahmen. Jedoch wurde diese Methodik bisher nicht prospektiv in einem klinischen Umfeld bei Patienten mit Prostatakarzinom untersucht. Das Ziel dieser Studie war deshalb die qualitative und quantitative Evaluation eines neuen DL-Algorithmus zur Rekonstruktion T2-gewichteter Aufnahmen in der mpMRT der Prostata, die neben diffusionsgewichteten Sequenzen die Basis dieser Untersuchung bilden. Dieser kombiniert traditionelles "Compressed Sensing" mit der DL-basierten Entfernung von Hintergrundrauschen und einer Hochskalierung der Bildauflösung. Wir konnten in dieser Studie zeigen, dass initial niedrig aufgelöste axiale T2-gewichtete Sequenzen, die nachträglich mittels dieses DL-Algorithmus rekonstruiert wurden, eine durchweg höhere Bildqualität als T2-gewichtete Sequenzen mit Standardauflösung hatten. Dies konnte einerseits qualitativ mittels höherer Bewertung auf einer Likert-Skala von 1 bis 5 in den sechs Kategorien Artefakte, Bildschärfe, Abgrenzbarkeit von Läsionen, Kapselschärfe, allgemeine Bildqualität und diagnostische Sicherheit gezeigt werden. Andererseits hatte die DL-rekonstruierte Sequenz partiell ein höheres scheinbares Signal- und Kontrast-Rausch-Verhältnis sowie eine reduzierte "Edge-Rise-Distance" als quantitatives Korrelat einer höheren Bildschärfe. Die Akquisitionszeit hingegen konnte um bis zu 36 % gegenüber den Standardsequenzen reduziert werden. Die PI-RADS-Scores, die auf Basis entweder der DL-rekonstruierten Sequenz oder der Standardsequenz vergeben wurden, unterschieden sich nur in wenigen Fällen. Zusammenfassend führte die DL-Rekonstruktion somit zu einer stark verkürzten Akquisitionszeit bei gleichzeitig gesteigerter Bildqualität mit nur marginalem Einfluss auf die vergebenen PI-RADS-Scores. Eine Übernahme dieser Technik in die klinische Routine könnte somit zu einer effizienteren Bildgebung von Patienten mit Verdacht auf ein Prostatakarzinom führen.

1.6 Literaturverzeichnis der deutschen Zusammenfassung

Agarwal S, Singh OP, Nagaria D. Analysis and Comparison of Wavelet Transforms for Denoising MRI Image. Biomed Pharmacol J 2017; 10: 831-836

Almansour H, Herrmann J, Gassenmaier S, Afat S, Jacoby J, Koerzdoerfer G, Nickel D, Mostapha M, Nadar M, Othman AE. Deep Learning Reconstruction for Accelerated Spine MRI: Prospective Analysis of Interchangeability. Radiology 2023; 306: e212922.

Bischoff LM, Katemann C, Isaak A, Mesropyan N, Wichtmann B, Kravchenko D, Endler C, Kuetting D, Pieper CC, Ellinger J, Weber O, Attenberger U, Luetkens JA. T2 Turbo Spin Echo With Compressed Sensing and Propeller Acquisition (Sampling k-Space by Utilizing Rotating Blades) for Fast and Motion Robust Prostate MRI: Comparison With Conventional Acquisition. Invest Radiol 2023a; 58: 209-215

Bischoff LM, Peeters JM, Weinhold L, Krausewitz P, Ellinger J, Katemann C, Isaak A, Weber OM, Kuetting D, Attenberger U, Pieper CC, Sprinkart AM, Luetkens JA. Deep Learning Super-Resolution Reconstruction for Fast and Motion-Robust T2-weighted Prostate MRI. Radiology 2023b; 308: e230427

Chaudhari AS, Fang Z, Kogan F, Wood J, Stevens KJ, Gibbons EK, Lee JH, Gold GE, Hargreaves BA. Super-resolution Musculoskeletal MRI Using Deep Learning. Magn Reson Med 2018; 80: 2139-2154

Eklund M, Jäderling F, Discacciati A, Bergman M, Annerstedt M, Aly M, Glaessgen A, Carlsson S, Grönberg H, Nordström T, STHLM3 consortium. MRI-Targeted or Standard Biopsy in Prostate Cancer Screening. N Engl J Med 2021; 385: 908-920

Harder FN, Weiss K, Amiel T, Peeters JM, Tauber R, Ziegelmayer S, Burian E, Makowski MR, Sauter AP, Gschwend JE, Karampinos DC, Braren RF. Prospectively Accelerated T2-Weighted Imaging of the Prostate by Combining Compressed SENSE and Deep Learning in Patients with Histologically Proven Prostate Cancer. Cancers (Basel) 2022; 14: 5741

Hegde JV, Mulkern RV, Panych LP, Fennessy FM, Fedorov A, Maier SE, Tempany CM. Multiparametric MRI of Prostate Cancer: An Update on State-of-the-Art Techniques and Their Performance in Detecting and Localizing Prostate Cancer. J Magn Reson Imaging 2013; 37: 1035-1054

Hugosson J, Månsson M, Wallström J, Axcrona U, Carlsson SV, Egevad L, Geterud K, Khatami A, Kohestani K, Pihl CG, Socratous A, Stranne J, Godtman RA, Hellström M, GÖTEBORG-2 Trial Investigators. Prostate Cancer Screening with PSA and MRI Followed by Targeted Biopsy Only. N Engl J Med 2022; 387: 2126-2137

Johnson PM, Tong A, Donthireddy A, Melamud K, Petrocelli R, Smereka P, Qian K, Keerthivasan MB, Chandarana H, Knoll F. Deep Learning Reconstruction Enables Highly Accelerated Biparametric MR Imaging of the Prostate. J Magn Reson Imaging 2022; 56: 184-195

Ke Z, Cheng J, Ying L, Zheng H, Zhu Y, Liang D. An unsupervised deep learning method for multi-coil cine MRI. Phys Med Biol 2020; 65: 235041

Kim J, Lee JK, Lee KM, 2015: Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks. https://arxiv.org/abs/1511.04587 (Zugriffsdatum: 15.01.2023)

Kim M, Lee SM, Park C, Lee D, Kim KS, Jeong HS, Kim S, Choi MH, Nickel D. Deep Learning-Enhanced Parallel Imaging and Simultaneous Multislice Acceleration Reconstruction in Knee MRI. Invest Radiol 2022; 57: 826-833

Li Y, Sixou B, Peyrin F. A review of the deep learning methods for medical images super resolution problems. IRBM 2021; 42: 120–133.

Pezzotti N, de Weerdt E, Yousefi S, Elmahdy MS, van Gemert J, Schülke C, Doneva M, Nielsen T, Kastryulin S, Lelieveldt BPF, van Osch MJP, Staring M, 2019: Adaptive-CS-Net: FastMRI with adaptive intelligence. https://arxiv.org/ abs/1912.12259 (Zugriffsdatum: 15.01.2023)

Scialpi M, D'Andrea A, Martorana E, Malaspina CM, Aisa MC, Napoletano M, Orlandi E, Rondoni V, Scialpi P, Pacchiarini D, Palladino D, Dragone M, Di Renzo G, Simeone A, Bianchi G, Brunese L. Biparametric MRI of the prostate. Turk J Urol 2017; 43: 401-409 Suzuki S, Machida H, Tanaka I, Ueno E. Measurement of vascular wall attenuation: comparison of CT angiography using model-based iterative reconstruction with standard filtered back-projection algorithm CT in vitro. Eur J Radiol 2012; 81: 3348-3353

Turkbey B, Rosenkrantz AB, Haider MA, Padhani AR, Villeirs G, Macura KJ, Tempany CM, Choyke PL, Cornud F, Margolis DJ, Thoeny HC, Verma S, Barentsz J, Weinreb JC. Prostate Imaging Reporting and Data System Version 2.1: 2019 Update of Prostate Imaging Reporting and Data System Version 2. Eur Urol 2019; 76: 340-351

Weiss J, Martirosian P, Notohamiprodjo M, Kaufmann S, Othman AE, Grosse U, Nikolaou K, Gatidis S. Implementation of a 5-Minute Magnetic Resonance Imaging Screening Protocol for Prostate Cancer in Men With Elevated Prostate-Specific Antigen Before Biopsy. Invest Radiol 2018; 53: 186-190

Zentrum für Krebsregisterdaten, 2019: Prostatakrebs (Prostatakarzinom). https://www.krebsdaten.de/Krebs/DE/Content/Krebsarten/Prostatakrebs/prostatakrebs_n ode.html (Zugriffsdatum: 16.11.2023)

Zhang J, Ghanem B, 2018: ISTA-Net: Interpretable Optimization-Inspired Deep Network for Image Compressive Sensing. https://arxiv.org/abs/1706.07929 (Zugriffsdatum: 16.11.2023)

2. Veröffentlichung

Radiology

ORIGINAL RESEARCH • GENITOURINARY IMAGING

Deep Learning Super-Resolution Reconstruction for Fast and Motion-Robust T2-weighted Prostate MRI

Leon M. Bischoff, MD • Johannes M. Peeters, PhD • Leonie Weinhold, PhD • Philipp Krausewitz, MD • Jörg Ellinger, MD • Christoph Katemann, RT • Alexander Isaak, MD • Oliver M. Weber, PhD • Daniel Kuetting, MD • Ulrike Attenberger, MD • Claus C. Pieper, MD • Alois M. Sprinkart, PhD • Julian A. Luetkens, MD

From the Department of Diagnostic and Interventional Radiology (L.M.B., A.I., D.K., U.A., C.C.P., A.M.S., J.A.L.), Quantitative Imaging Laboratory Bonn (QILaB) (L.M.B., A.I., D.K., A.M.S., J.A.L.), Institute for Medical Biometry, Informatics and Epidemiology (L.W.), and Department of Urology (P.K., J.E.), University Hospital Bonn, Venusberg-Campus 1, 53127 Bonn, Germany, Philips MR Clinical Science, Best, the Netherlands (J.M.P.); and Philips Market DACH, Hamburg, Germany (C.K., O.M.W.), Received February 23, 2023; revision requested March 29; final revision received July 27; accepted August 17. Address correspondence to J.A.L. (email: *julian.litetens@ubbom.de*).

Conflicts of interest are listed at the end of this article.

See also the editorial by Turkbey in this issue.

Radiology 2023; 308(3):e230427 • https://doi.org/10.1148/radiol.230427 • Content codes: GU MR AI

Background: Deep learning (DL) reconstructions can enhance image quality while decreasing MRI acquisition time. However, DL reconstruction methods combined with compressed sensing for prostate MRI have not been well studied.

Purpose: To use an industry-developed DL algorithm to reconstruct low-resolution T2-weighted turbo spin-echo (TSE) prostate MRI scans and compare these with standard sequences.

Materials and Methods: In this prospective study, participants with suspected prostate cancer underwent prostate MRI with a Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence $(T2_{c})$ and non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence $(T2_{cn})$ between August and November 2022. Additionally, a low-resolution Cartesian DL-reconstructed T2-weighted TSE sequence $(T2_{cn})$ with compressed sensing DL denoising and resolution upscaling reconstruction was acquired. Image sharpness was assessed qualitatively by two readers using a five-point Likert scale (from 1 = nondiagnostic to 5 = excellent) and quantitatively by calculating edge rise distance. The Friedman test and one-way analysis of variance with post hoc Bonferroni and Tukey tests, respectively, were used for group comparisons. Prostate Imaging Reporting and Data System (PI-RADS) score agreement between sequences was compared by using Cohen κ .

Results: This study included 109 male participants (mean age, 68 years ± 8 [SD]). Acquisition time of $T2_{DL}$ was 36% and 29% lower compared with that of $T2_{c}$ and $T2_{NC}$ (mean duration, 164 seconds ± 20 vs 257 seconds ± 32 and 230 seconds ± 28; P < .001 for both). $T2_{DL}$ showed improved image sharpness compared with standard sequences using both qualitative (median score, 5 [IQR, 4–5] vs 4 [IQR, 3–4] for $T2_{c}$ and 4 [IQR, 3–4] for $T2_{cNC}$; P < .001 for both) and quantitative (mean edge rise distance, 0.75 mm ± 0.39 vs 1.15 mm ± 0.68 for $T2_{c}$ and 0.98 mm ± 0.65 for $T2_{NC}$; P < .001 and P = .01) methods. PI-RADS score agreement between $T2_{NC}$ and $T2_{DL}$ was excellent (k range, 0.92–0.94 [95% CI: 0.87, 0.98]).

Condusion: DL reconstruction of low-resolution T2-weighted TSE sequences enabled accelerated acquisition times and improved image quality compared with standard acquisitions while showing excellent agreement with conventional sequences for PI-RADS ratings.

Clinical trial registration no. NCT05820113

© RSNA, 2023

Supplemental material is available for this article.

Prostate cancer is one of the most prevalent cancer types in the United States, accounting for 29% of all newly diagnosed cancers in men in 2023 (1). Early and noninvasive diagnostics have improved vastly with the introduction of multiparametric MRI (mpMRI) of the prostate, which enables detection of clinically significant prostate cancer while preventing unnecessary biopsies in patients with elevated prostate-specific antigen level but no visible lesions (2,3).

Standard mpMRI protocols for the prostate include T2-weighted, diffusion-weighted, and dynamic contrastenhanced sequences to allow for the classification of prostatic lesions according to the Prostate Imaging Reporting and Data System (PI-RADS) (4). While the assignment of the PI-RADS score in the peripheral zone of the prostate is mainly determined at diffusion-weighted imaging, T2-weighted imaging is primarily used for the assessment of the transitional zone.

Thorough anatomic and diagnostic assessment of the prostate necessitates acquisition of T2-weighted sequences in more than one plane, thus substantially affecting acquisition time of MRI protocols (5). Different practical and technical approaches have been applied to reduce acquisition times of prostate MRI, ranging from shortened protocols and assessment of multidimensional diffusion-weighted imaging to implementation of compressed sensing for non-Cartesian T2-weighted sequences (6–8). In addition to these methods that rely on traditional acquisition and reconstruction techniques, deep learning (DL) image reconstructions have also been shown to reduce acquisition times while maintaining high image quality (9).

This copy is for personal use only. To order copies, contact reprints@rsna.org

DL Super-Resolution Reconstruction for Fast and Motion-Robust T2-weighted Prostate MRI

Abbreviations

DL = deep learning, mpMRI = multiparametric MRI, PI-RADS = Prostate Imaging Reporting and Data System, TSE = turbo spin echo, $T2_c$ = Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence, $T2_{DL}$ = DL-reconstructed T2-weighted TSE sequence, $T2_{NC}$ = non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence

Summary

A deep learning reconstruction method for low-resolution prostate T2-weighted sequences reduced acquisition times and improved image quality compared with standard acquisitions while achieving excellent Prostate Imaging Reporting and Data System score agreement with conventional images.

Key Results

- In a prospective study of 109 men with suspected prostate cancer, a low-resolution deep learning–reconstructed T2-weighted turbo spin-echo (TSE) sequence ($T2_{DL}$) at MRI reduced acquisition time compared with a Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence ($T2_{cc}$) and non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence ($T2_{NC}$) (mean acquisition time, 164 seconds ± 20 vs 257 seconds ± 32 and 230 seconds ± 28; *P* < .001 for both).
- $T2_{DL}$ showed improved image sharpness compared with $T2_{C}$ and $T2_{NC}$ (median score, 5 [IQR, 4–5] vs 4 [IQR, 3–4] for $T2_{C}$ and 4 [IQR, 3–4] for $T2_{NC}$; P < .001 for both).

Denoising using DL has already been shown to accelerate acquisition times while maintaining high image quality in applications such as musculoskeletal MRI (10,11). This technique has also been applied to prostate mpMRI, effectively replacing the wavelet function that is conventionally used for denoising (12). Furthermore, DL super-resolution networks can increase image resolution (13,14). However, few prospective studies exist that assess the application of denoising DL networks in combination with more advanced super-resolution networks for prostate mpMRI and the influence of these methods on PI-RADS scores during image assessment.

The aim of this study was to use a newly developed DL algorithm that combines image denoising and resolution upscaling with compressed sensing to reconstruct a T2-weighted turbo spin-echo (TSE) prostate MRI sequence acquired with low spatial resolution and compare it qualitatively and quantitatively with standard-resolution Cartesian and non-Cartesian T2-weighted TSE sequences. A second objective was to assess the agreement of assigned PI-RADS scores between DL and standard sequences.

Materials and Methods

Study Sample

The institutional review committee of University Hospital Bonn approved this exploratory single-center prospective study (ClinicalTrials.gov identifier NCT05820113). Adult male patients with elevated prostate-specific antigen levels (>4 ng/mL) and/or suspicious digital rectal examinations or transrectal US examinations who were indicated for mpMRI of the prostate were consecutively recruited between August and November 2022. Written informed consent was obtained from every



Figure 1: Flowchart of participants that were included and evaluated in the study.

participant before MRI. Patients with general contraindications to MRI, patients who could not receive gadolinium-containing contrast media, or patients with severe claustrophobia were excluded from the study (Fig 1).

MRI Protocol

All sequences were acquired at 3.0 T (Ingenia 3T; Philips Healthcare) with an anterior phased-array coil. Immediately before the MRI examination, 1 mL hyoscine butylbromide (Butylscopolamin 20 mg/mL; Panpharma) was intravenously administered to decrease bowel and smooth-muscle movements. Gadoterate meglumine (Clariscan; GE HealthCare) was used for contrast-enhanced T1-weighted sequences.

For study purposes, three different T2-weighted sequences were performed: (*a*) a Cartesian low-resolution T2-weighted TSE sequence (repetition time, 3617 msec; echo time, 120 msec), which was reconstructed with a super-resolution DL reconstruction algorithm (DL-reconstructed T2-weighted TSE sequence [T2_{DI}]); (*b*) a conventional Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence (T2_C) (repetition time, 3624 msec; echo time, 120 msec); and (*c*) a non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence (T2_{NC}) (repetition time, 4022 msec; echo time, 133 msec).

The software for the DL super-resolution algorithm was provided by Philips Healthcare, but only nonindustry authors had full access to and control of the data used in this study. The newly developed DL framework combines and integrates compressed sensing with two distinct convolutional neural networks. While the first network (Adaptive-CS-Net) for sparsity constrained reconstruction with nonuniform random subsampling

Bischoff et al



Figure 2: Derivation of the edge rise distance (ERD) from multiparametric prostate MRI. Edge rise distance is derived from the signal intensity profile of a line drawn across the dorsal prostate capsule (yellow line) and calculated as the distance between 10% and 90% signal intensity levels relative to the low- and high-signal intensity area. On the corresponding graphs, from left to right, the vertical lines mark high signal intensity, 90% signal intensity level, 10% signal intensity level, and low signal intensity. A shorter edge rise distance indicates a sharper delineation of the abrupt signal change at the transition between capsule and fat tissue, as seen in the super-resolution deep learning-reconstructed T2-weighted turbo spin-echo (TSE) sequence ($T2_{p_0}$) in comparison with the Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence ($T2_{p_0}$) and non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence ($T2_{p_0}$).

has already been established (12,15,16), an additional network (Precise-Image-Net) trained on 6 million image pairs of originally high-resolution and secondary downscaled images was added for removal of ringing artifacts and upscaling of image resolution (17,18). Acquired spatial resolutions for T2-weighted sequences were $0.6 \times 0.7 \times 3 \text{ mm}$ (T2_{DL}), $0.46 \times 0.51 \times 3 \text{ mm}$ (T2_C), and $0.49 \times 0.49 \times 3 \text{ mm}$ (T2_{DL}), $0.46 \times 0.51 \times 3 \text{ mm}$ (T2_C), and $0.35 \times 0.35 \times 3 \text{ mm}$ (T2_{DL}). $0.16 \times 0.16 \times 3 \text{ mm}$ (T2_C), and $0.35 \times 0.35 \times 3 \text{ mm}$ (T2_{NC}). Acquisition times for all sequences were assessed. For additional details on the full acquisition protocol, acquisition and reconstruction parameters, and DL framework, see Figure S1 and Table S1.

Qualitative Image Analysis

Qualitative analysis was carried out independently by two radiologists (L.M.B. and J.A.L., with 2 and 10 years, respectively, of experience in evaluating mpMRI of the prostate). Readers were blinded to sequence types, and there was no washout period between qualitative evaluations. The categories evaluated at $T2_{C^{\prime}}$ $T2_{NC^{\prime}}$ and $T2_{DL}$ included artifacts (motion, ringing, partial volume, and susceptibility artifacts), image sharpness (whole image including the periprostatic fat and adjacent muscles and bones), lesion conspicuity (suspicious lesions in the peripheral and transitional zones), capsule delineation (delineation of prostate boundaries from periprostatic tissue), and overall image quality (general image impression), as described previously (8). A five-point Likert scale was used to assess each category, and the results of both raters were averaged (see Appendix S1 for definition of Likert scales).

Quantitative Image Analysis

Quantitative analysis was conducted by calculating the apparent signal-to-noise ratio (signal intensity in the peripheral zone divided by SD of muscle) and apparent contrastto-noise ratio ([signal intensity of the peripheral zone minus signal intensity of muscle] divided by SD of muscle), with

Radiology: Volume 308: Number 3-September 2023 • radiology.rsna.org

measurement of averaged signal intensity values inside an equal-sized region of interest (25 mm²) in the internal obturator muscle and the visually normal-appearing peripheral zone of the prostate. In addition, the edge rise distance (evaluated by L.M.B.) was determined as a measure of image sharpness (11,19) (Fig 2, Appendix S1).

PI-RADS Assessment and Agreement

For PI-RADS score assessment, either $T2_{\rm NC}$ or $T2_{\rm DL}$ as the axial T2-weighted sequence was included in the reading protocol. The remainder of sequences (Table S1) were the same for each reading. During initial clinical reading, all MRI scans were read by a board-certified radiologist (C.C.P. [reader 1], with 11 years of experience) blinded to clinical data using only the

Variable	Value
No. of participants	109
Age (y)*	68 ± 8
Prostate-specific antigen level (ng/mL)*	10.8 ± 16.3
Suspicious digital rectal examination	25 (23)
Suspicious transrectal US examination	20 (18)
Prior biopsy	32 (29)
PI-RADS score	
1	0 (0)
2	46 (42)
3	32 (29)
4	22 (20)
5	9 (8)

Note.—Unless otherwise specified, data are numbers of participants, with percentages in parentheses. PI-RADS = Prostate Imaging Reporting and Data System.

* Data are means ± SDs.

Table 2: Qualitative Image Eval	ation Ratings Based	on the Average Score
Assigned by Two Readers		

Category	T2 _C	T2 _{NC}	T2 _{DL}	Friedman P Value	ICC*
Artifacts	4 (3-4)†	4 (3-4)†	4 (3-4)*	<.001	0.62 (0.39, 0.75)
Image sharpness	4 (3-4)†	4 (3-4)†	5 (4-5)‡§	<.001	0.83 (0.76, 0.87)
Lesion conspicuity	4 (3-4)*	4 (3-5)†‡	4 (4-5)‡§	<.001	0.83 (0.36, 0.93)
Capsule delineation	3 (3-4)†	3 (3-4)†	4 (4-5)‡§	<.001	0.79 (0.58, 0.88)
Overall image quality	3 (3-4)*§	4 (3-4)†‡	4 (4-5)‡§	<.001	0.80 (0.22, 0.92)
Diagnostic confidence	4 (3-4)*§	4 (3-5)**	4 (4-5)‡§	<.001	0.77 (0.69, 0.82)

Note.—Unless otherwise specified, data are medians, with IQRs in parentheses. A five-point Likert scale was used for each category (1 = nondiagnostic to 5 = excellent). ICC = intraclass correlation coefficient, T2_C = Cartesian standard-resolution T2-weighted turbo spin-echo sequence, T2_{DL} = deep learning–reconstructed T2-weighted turbo spin-echo sequence, T2_{NC} = non-Cartesian standard-resolution T2-weighted turbo spin-echo sequence.

* Data in parentheses are 95% CIs.

- [†] Post hoc Bonferroni test P < .05 versus T2_{DI}.
- [‡] Post hoc Bonferroni test P < .05 versus T2_c.
- [§] Post hoc Bonferroni test P < .05 versus T2_{NC}

 $\rm T2_{\rm NC}$ sequence (clinical reference standard at University Hospital Bonn) for PI-RADS assessment. After a washout period of 2 weeks, reader 1 read all studies again in a random order with $\rm T2_{\rm DL}$ as the axial T2-weighted sequence. Additionally, all MRI scans using either $\rm T2_{\rm NC}$ or $\rm T2_{\rm DL}$ as the axial T2-weighted sequence were read in random order by another board-certified radiologist (J.A.L. [reader 2]) blinded to clinical data. For intrareader reproducibility assessment, PI-RADS assessment was repeated after an additional 2 months by reader 1, who read studies in random order and was blinded in the same manner mentioned previously. Only the maximum PI-RADS score was noted for each reading.

Statistical Analysis

Statistical analysis was performed by two authors (L.M.B. and L.W.) using SPSS (version 27; IBM). Continuous variables for quantitative measurements are reported as means ± SDs, while discrete variables for the qualitative assessment are reported as medians with IQRs. Group comparisons between $T2_{DL}$, $T2_{C}$, and $T2_{NC}$ were performed with one-way analysis of variance with the post hoc Tukey test for continuous variables and Friedman test with the post hoc Bonferroni test for discrete variables. Agreement of PI-RADS scores, as well as intra- and interreader reproducibility of PI-RADS assessment, was assessed with use of Cohen κ (<0.5 = poor; 0.5 to <0.75 = moderate; 0.75 to <0.9 = good; ≥ 0.9 = excellent). Overall agreement between readers for qualitative ratings, as well as intrareader reproducibility for quantitative analysis of apparent signal-to-noise ratio, apparent contrast-to-noise ratio, and edge rise distance, was assessed in a randomly chosen subset of 30 participants with use of the two-way mixed absolute agreement intraclass correlation coefficient (<0.5 = poor; 0.5 to <0.75 = moderate; 0.75 to <0.9 = good; ≥ 0.9 = excellent). P values were adjusted with use of Bonferroni cor-

rection. P < .05 was considered indicative of a statistically significant difference.

Results

Clinical Characteristics of Participants

After exclusion of five participants due to general contraindications to MRI, two participants due to contraindications to gadolinium-containing contrast media, four participants due to severe claustrophobia, and three participants due to incomplete acquisition of T2-weighted TSE sequences, a total of 109 male participants with a mean age of 68 years ± 8 (SD) (range, 45–88 years) were included in this study (Fig 1). Acquisition duration of T2_{DL} was reduced by 36% compared with T2_C and 29% compared with T2_C (mean duration, 164 seconds ± 20 for T2_{DL} vs 257 seconds ± 32 for T2_C and 230 seconds ± 28 for T2_{NC}; *P* < .001 for both). Complete participant



Figure 3: Stacked bar charts show the distribution of Likert scale scores used for qualitative image assessment stratified by sequence type. Likert scale scores were averaged between the two readers. Qualitative ratings of artifacts, image sharpness, lesion conspicuity, capsule delineation, overall image quality, and diagnostic confidence were higher for the super-resolution deep learning-reconstructed T2-weighted turbo spin-echo (TSE) sequence ($T2_{DL}$) compared with the Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence ($T2_{DL}$) and non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence ($T2_{DL}$) (P < .001 to P = .001). P values were calculated using the Friedman test with the post hoc Bonferroni test. The "excellent" rating is the bottom segment of each bar.

characteristics are given in Table 1. Biopsy results are provided in Table S2.

Comparison of Qualitative Image Evaluations

For the qualitative assessment of artifacts, $T2_{\rm DL}$ more frequently achieved an averaged reader score 4 or higher (72% [79 of 109 participants]) compared with $T2_{\rm C}$ and $T2_{\rm NC}$ (58% [63 of 109] and 51% [56 of 109], respectively; P < .001 for both). Compared with $T2_{\rm C}$ and $T2_{\rm NC}$, $T2_{\rm DL}$ also more frequently achieved an averaged reader score 4 or higher for image sharpness (54% [59 of 109] and 55% [60 of 109], respectively, vs 89% [97 of 109]; P < .001 for both), lesion conspicuity (54% [59 of 109] and 62% [68 of 109] vs 81% [88 of 109]; P < .001 for both), capsule delineation (46% [50 of 109] and 47% [51 of 109] vs 79% [86 of 109]; P < .001 for both), overall image sharpness (43% [47 of 109] and 52% [57 of 109] vs 83% [91 of 109]; P < .001 for both), and

diagnostic confidence (56% [61 of 109] and 69% [75 of 109] vs 85% [93 of 109]; *P* < .001 for both).

Intraclass correlation coefficients ranged from moderate to good agreement across all qualitative categories assessed (range, 0.62–0.83 [95% CI: 0.22, 0.93]) (Table 2). Combined and individual reader median qualitative scores and IQRs for each category are reported in Tables 2 and S3, respectively. The distribution of scores across participants for each sequence type are shown in Figure 3. Representative participant images are shown in Figures 4 and 5.

Comparison of Quantitative Image Evaluations

The mean apparent signal-to-noise ratio of T2_{DL} was 44.3 ± 7.5, which was higher than that of T2_{NC} (25.8 ± 4.6; *P* < .001) but showed no evidence of a difference compared with T2_C (45.7 ± 8.2; *P* = .32). Similarly, the mean apparent contrast-to-noise ratio of T2_{DL} (39.5 ± 7.4) was higher compared with



30

DL Super-Resolution Reconstruction for Fast and Motion-Robust T2-weighted Prostate MRI

Figure 4: Multiparametric prostate MRI scans in a 75-year-old male participant with elevated prostate-specific antigen level (4.4 ng/mL) and both a suspicious digital rectal examination and transrectal US examination. The lesion (red arrows) in the left posterolateral peripheral zone is best delineated in the deep learning-reconstructed T2-weighted turbo spin-echo (TSE) sequence $(T2_{cl})$, with a lesion conspicuity rating of 5 compared with the Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence $(T2_{cl})$ and non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence $(T2_{cl})$ and non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence $(T2_{cl})$ and non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence (T2_{cl}) and non-Cartesian standard-resolution T2-weighted to the diffusion-weighted imaging (DWI) sequence and a reduction of the apparent diffusion coefficient (ADC) correlate with these findings. Infiltration and perforation of the dorsal prostate capsule (white arrow) can be best seen in T2_{DL}. The final assigned Prostate Imaging Reporting and Data System score was 4, and subsequent fusion biopsy revealed invasive prostate carcinoma.

that of T2_{NC} (21.3 ± 4.7; *P* < .001) but did not appear to differ from that of T2_C (39.3 ± 8.2; *P* = .97). The mean edge rise distance was lower for T2_{DL} (0.75 mm ± 0.39) compared with those for both T2_C (1.15 mm ± 0.68; *P* < .001) and T2_{NC} (0.98 mm ± 0.65; *P* = .01). The intraclass correlation coefficient for intrareader reproducibility of quantitative measurements was moderate for edge rise distance (0.70 [95% CI: 0.53, 0.81]) and excellent for apparent signal-to-noise ratio (0.96 [95% CI: 0.47, 0.99]) and apparent contrast-to-noise ratio (0.96 [95% CI: 0.50, 0.99]). Figure 6 plots show comparisons of all quantitative evaluations.

Comparison of PI-RADS Scores

After $T2_{DL}$ and $T2_{NC}$ sequences were read, nine (8%) and seven of 109 participants (6%) received a different PI-RADS score from reader 1 and reader 2, respectively. For reader 1, PI-RADS scores for $T2_{DL}$ shifted from PI-RADS 3 to PI-RADS 2 or 4 in seven of nine participants (78%) and from PI-RADS 2 or 4 to PI-RADS 3 in two of nine participants (22%) (Table 3). For reader 2, PI-RADS scores for $T2_{DL}$ shifted from PI-RADS 3 to PI-RADS 2 or 4 in six of seven participants (86%) and from PI-RADS 4 to PI-RADS 3 in one of seven participants (14%). Cohen κ for agreement between PI-RADS scores of T2_{NC} and T2_{DL} was excellent for both readers (reader 1 κ , 0.92 [95% CI: 0.87, 0.97]; reader 2 κ , 0.94 [95% CI: 0.90, 0.98]). Intra- and interreader reproducibility was good (intraclass correlation coefficient, 0.87 [95% CI: 0.83, 0.92] and 0.78 [95% CI: 0.72, 0.84], respectively).

Discussion

Deep learning (DL) reconstructions can be used to enhance image quality of MRI sequences while decreasing acquisition time (14). However, the clinical utility of applying DL and denoising in combination with compressed sensing is uncertain. Therefore, this study used a newly introduced DL reconstruction technique for T2-weighted turbo spin-echo (TSE) sequences in multiparametric MRI of the prostate and compared it qualitatively and quantitatively with standard highresolution Cartesian and non-Cartesian T2-weighted sequences. A second objective was to assess the agreement of assigned Prostate Imaging Reporting and Data System scores between DL and standard sequences. Compared with standard Cartesian and



Figure 5: Multiparametric prostate MRI scans in an 82-year-old male participant with elevated prostate-specific antigen level (7.83 gg/mL) and suspicious digital rectal examination but normal transrectal US examination. The lesion in the left posteromedial peripheral zone (arrows) is best visualized in the super-resolution deep learning-reconstructed T2-weighted turbo spin-echo (TSE) sequence $[T2_{DL}]$, with a lesion conspicuity rating of 5 compared with the Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence $[T2_{cl}]$, which had a rating of 4, and non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence $[T2_{cl}]$, which had a rating of 4, and non-Cartesian standard-resolution rating of 3. It shows good correlation with the diffusion-weighted imaging (DWI) sequence, with signal reduction in the apparent liffusion coefficient (ADC) map. After administration of contrast media, focal enhancement is seen with the T1-weighted dynamic contrast-enhanced (DCE) sequence. The lesion was subsequently characterized as Prostate Imaging Reporting and Data System score 4, and biopsy confirmed clinically significant prostate cancer.

non-Cartesian T2-weighted TSE sequences, we found the DL reconstruction to reduce acquisition time by 36% (P < .001) and 29% (P < .001), respectively, while improving overall image quality (reader averaged median score, 4 [IQR, 4–5] for DL reconstruction vs 3 [IQR, 3–4; P < .001] for the standard Cartesian T2-weighted sequence and 4 [IQR, 3–4; P < .001] for the standard non-Cartesian T2-weighted sequence).

The complex process of image reconstruction in MRI has traditionally been performed using conventional mathematical methods, such as wavelet transformation for denoising (6,20), but new approaches have begun to be developed to accelerate sequences of mpMRI protocols. For instance, a recent study showed compressed sensing combined with DL denoising (Adaptive-CS-Net) led to improved image quality of prostate mpMRI compared with compressed sensing alone (12). Our study shows that adding a second neural network (17,18) that upscales image resolution further improves image quality. This was shown by both qualitative ratings of, for example, image sharpness (reader averaged median score, 5 [IQR, 4–5] for T2_{DL} vs 4 [IQR, 3–4] for T2_C and 4 [IQR, 3–4] for T2_{NC}; *P* < .001 for both) and quantitative analysis

restanimpact on image quality but reduced the acquisition time of RI has matical the cancer to less than 4 minutes. In contrast to this study, we

0.65 for T2_{NC}; P < .001 and P = .01, respectively).

tate cancer to less than 4 minutes. In contrast to this study, we solely evaluated T2-weighted sequences, but compared with both standard Cartesian and non-Cartesian sequences, the DL reconstruction not only reduced acquisition time (mean duration, 164 seconds ± 20 vs 257 seconds ± 32 for T2_c and 230 seconds ± 28 for T2_{NC}; *P* < .001 for both) but also improved image quality, such as capsule delineation scores (reader averaged median score, 4 [IQR, 4–5] for T2_{DL} vs 3 [IQR, 3–4] for T2_C and 3 [IQR, 3–4] for T2_{NC}; *P* < .001 for both). Furthermore, T2_{DL} improved apparent signal-to-noise ratio (mean, 44.3 ± 7.5) and apparent contrast-to-noise ratio (mean, 39.5 ± 7.4) compared with T2_{NC} (apparent signal-to-noise ratio,

of edge rise distance, which was lower for the DL-reconstructed

sequence compared with both standard sequences (mean, 0.75 mm ± 0.39 for T2_{DL} vs 1.15 mm ± 0.68 for T2_C and 0.98 mm ±

Johnson et al (21) showed that DL reconstruction of ret-



DL Super-Resolution Reconstruction for Fast and Motion-Robust T2-weighted Prostate MRI

Figure 6: Dot plots show quantitative evaluation metrics for each participant stratified by sequence type. The mean apparent signal-to-noise ratio (SNR) and contrast-to-noise ratio (CNR) were higher for the super-resolution deep learning-reconstructed T2-weighted turbo spin-echo (TSE) sequence $(T2_{DL})$ (mean apparent SNR, 44.3 ± 7.5 [SD]; mean apparent CNR, 39.5 ± 7.4) compared with the non-Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence $(T2_{DL})$ (mean apparent SNR, 25.8 ± 4.6; mean apparent CNR, 21.3 ± 4.7; P < .001 for both), but no evidence of a difference was found between $T2_{DL}$ and the Cartesian standard-resolution T2-weighted TSE sequence $(T2_{C})$ for either metric (mean apparent SNR, 45.7 ± 8.2 [P = .32]; mean apparent CNR, 39.3 ± 8.2 [P = .97]). The mean edge rise distance (a quantitative measure of image sharpness) of $T2_{DL}$ was 0.75 mm ± 0.39, which was lower compared with both standard sequences (mean edge rise distance for $T2_{CL}$ 1.15 mm ± 0.68 [P < .001]; mean apparent $T2_{DL}$ was 164 seconds ± 20, which was lower compared with $T2_{C}$ (mean, 257 seconds ± 32; P < .001) and $T2_{NC}$ (mean, 250 seconds ± 28; P < .001). The horizontal dotted lines represent the mean. P values were calculated using one-way analysis of variance with the post hoc Tukey test.

A: Reader 1 PI-RADS Ra	tings $(n = 1$	09)					
	PI-RADS Scores at T2 _{DL}						
PI-RADS scores at T2 _{NC}	PI-RA	n = 0) PI-RA	n = 50) PI-RA	<i>n</i> = 27) PI-RA	<i>n</i> = 23) PI-RA	<i>n</i> = 9)	
PI-RADS 1 $(n = 0)$	0	0	0	0	0		
PI-RADS 2 $(n = 46)$	0	45	1	0	0		
PI-RADS 3 $(n = 32)$	0	5	25	2	0		
PI-RADS 4 $(n = 22)$	0	0	1	21	0		
PI-RADS 5 $(n = 9)$	0	0	0	0	9		
B: Reader 2 PI-RADS Ra	tings $(n = 1$	09)					
	PI-RADS Scores at T2 _{DL}						
PI-RADS scores at T2 _{NC}	PI-RA	n = 0) PI-RA	n = 45) PI-RA	<i>n</i> = 29) PI-RA	<i>n</i> = 25) PI-RA	<i>n</i> = 10)	
PI-RADS 1 $(n = 0)$	0	0	0	0	0		
PI-RADS 2 $(n = 40)$	0	40	0	0	0		
PI-RADS 3 $(n = 34)$	0	5	28	1	0		
PI-RADS 4 $(n = 25)$	0	0	1	24	0		
DIDADS 5 (10)	0	0	0	0	10		

25.8 ± 4.6 [P < .001]; apparent contrast-to-noise ratio, 21.3 ± 4.7 [P < .001]) but not T2_c (apparent signal-to-noise ratio, 45.7 ± 8.2 [P = .32]; apparent contrast-to-noise ratio, 39.3 ± 8.2 [P = .97]).

Unlike other acceleration techniques that reduce signal-tonoise ratio but result in potentially worse image quality (22), such as partial Fourier acquisition and parallel imaging, the super-resolution network used in our study was able to increase measures of image quality, such as lesion conspicuity scores (reader averaged median score, 4 [IQR, 4–5] for T2_{DL} vs 4 [IQR, 3–4] for T2_C and 4 [IQR, 3–5] for T2_{NC}; P < .001 for both). In contrast to Cartesian sampling techniques, non-Cartesian techniques use changes in frequency- and phase-encoding directions for oversampling of the central k-space to reduce the propagation of motion artifacts, while undersampling of the periphery leads to loss of details (23). This may explain the differences in apparent

signal-to-noise and contrast-to-noise ratio between the Cartesian and non-Cartesian sequences in our current study.

Although the majority of PI-RADS scores did not change between T2_{NC} and T2_{DL}, a few scores did change from an indeterminate PI-RADS 3 score to more clinically unambiguous scores of PI-RADS 2 or 4 (seven of 109 [6%] and six of 109 examinations [6%] for readers 1 and 2, respectively). This score change may have either prevented biopsies or, conversely, enabled additional targeted biopsy. Diagnostic confidence scores were higher for the DL reconstruction compared with the standard sequences (reader averaged median score, 4 [IQR, 4–5] for T2_{DL} vs 4 [IQR, 3–4] for T2_C and 4 [IQR, 3–5] for T2_{NC}; P < .001 for both).

Our study has limitations. First, we were unable to correlate histologic results with PI-RADS scores, as not every participant underwent biopsy and the ultimate decision for biopsy was made by the urologists. Therefore, subsequent calculation of sensitivity and specificity of different PI-RADS ratings for the detection of clinically significant prostate cancer was not possible. Second, the sole focus was on T2-weighted sequences, which are mainly relevant in the assessment of the transitional zone of the prostate. However, most prostate cancer is present in the peripheral zone, for which diffusion-weighted imaging is most relevant. As the underlying principles of our DL reconstruction method are not limited to T2-weighted sequences, further evaluation of its application to differently weighted sequences must be assessed. Third, to use the accelerated acquisition time efficiently, high computational hardware power is obligatory for low reconstruction times in clinical routine (<10 minutes), for which dedicated reconstruction hardware, including graphics processing units, are needed. Therefore, reproduction of the results of this study may be difficult on inadequately equipped MRI scanners.

In conclusion, we used a newly developed deep learning reconstruction method for denoising and upscaling resolution of low-resolution Cartesian T2-weighted turbo spin-echo sequences that improved image quality and reduced acquisition time compared with standard-resolution Cartesian and non-Cartesian T2-weighted sequences. Due to the improved image quality, this method may help improve detection of clinically significant prostate cancer while preventing unnecessary biopsies. However, the exact influence on accuracy of prostate MRI needs to be further evaluated. Furthermore, the impact of this technique on MRI of different anatomic regions is still unclear and must be thoroughly addressed.

Author contributions: Guarantors of integrity of entire study, L.M.B., J.A.L.; study concepts/study design or data acquisition or data analysis/interpretation, all authors; manuscript drafting or manuscript revision for important intellectual content, all authors; approval of final version of submitted manuscript, all authors; agrees to ensure any questions related to the work are appropriately resolved, all authors; literature research, L.M.B., J.M.P., J.E., A.I., A.M.S., J.A.L.; clinical studies, L.M.B., P.K., J.E., C.K., A.I., D.K., C.C.P., J.A.L.; experimental studies, A.M.S.; statistical analysis, L.M.B., L.W., J.A.L.; and manuscript editing, all authors

Data sharing: Data generated or analyzed during the study are available from the corresponding author by request.

Disclosures of conflicts of interest: L.M.B. No relevant relationships. J.M.P. No relevant relationships. L.W. No relevant relationships. P.K. No relevant relationships. J.E. No relevant relationships. C.K. No relevant relationships. A.I. Grants from the

Radiology: Volume 308: Number 3–September 2023 • radiology.rsna.org

Medical Faculty Bonn and the German Research Foundation. O.M.W. No relevant relationships. D.K. No relevant relationships. U.A. Speakers bureau payments from Siemens; advisory board member for Bayer. C.C.P. Payment for lectures from Guerbet and Julius Zorn; support for attending meetings or travel from Guerbet and Julius Zorn; obvisory board member for Guerbet. A.M.S. No relevant relationships. J.A.L. Consulting fees from Bayer; payment for presentation from Philips.

References

- Siegel RL, Miller KD, Wagle NS, Jemal A. Cancer statistics, 2023. CA Cancer J Clin 2023;73(1):17–48.
- Eklund M, Jäderling F, Discacciati A, et al. MRI-targeted or standard biopsyin prostate cancer screening. N Engl J Med 2021;385(10):908–920.
 Hugosson J, Månsson M, Wallström J, et al. Prostate cancer screen-
- Hugosson J, Månsson M, Wallström J, et al. Prostate cancer screening with PSA and MRI followed by targeted biopsy only. N Engl J Med 2022;387(23):2126–2137.
- ACR, ESUR and AdMeTech Foundation. Prostate Imaging Reporting & Data System (PI-RADS). Version 2.1. American College of Radiology, 2019.
- Hegde JV, Mulkern RV, Panych LP, et al. Multiparametric MRI of prostate cancer: an update on state-of-the-art techniques and their performance in detecting and localizing prostate cancer. J Magn Reson Imaging 2013;37(5):1035–105.
- Weiss J, Martirosian P, Notohamiprodjo M, et al. Implementation of a 5-minute magnetic resonance imaging screening protocol for prostate cancer in men with elevated prostate-specific antigen before biopsy. Invest Radiol 2018;53(3):186–190.
- Langbein BJ, Szczepankiewicz F, Westin CF, et al. A pilot study of multidimensional diffusion MRI for assessment of tissue heterogeneity in prostate cancer. Invest Radiol 2021;56(12):845–853.
- BischoffLM, Katemann C, Isaak A, et al. T2 turbo spin echo with compressed sensing and propeller acquisition (sampling k-space by utilizing rotating blades) for fast and motion robust prostate MRI: comparison with conventional acquisition. Invest Radiol 2023;58(3):209–215.
- Ke Z, Cheng J, Ying L, Zheng H, Zhu Y, Liang D. An unsupervised deep learning method for multi-coil cine MRI. Phys Med Biol 2020; 65(23):235041.
- Almansour H, Herrmann J, Gassenmaier S, et al. Deep learning reconstruction for accelerated spine MRI: prospective analysis of interchangeability. Radiology 2023;306(3):e212922.
- Kim M, Lee SM, Park C, et al. Deep learning-enhanced parallel imaging and simultaneous multislice acceleration reconstruction in knee MRI. Invest Radiol 2022;57(12):826–833.
- Harder FN, Weiss K, Amiel T, et al. Prospectively accelerated T2-weighted imaging of the prostate by combining compressed SENSE and deep learning in patients with histologically proven prostate cancer. Cancers (Basel) 2022;14(23):5741.
- Dong C, Loy CC, He K, Tang X. Image super-resolution using deep convolutional networks. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 2016;38(2):295–307.
- Li Y, Sixou B, Peyrin F. A review of the deep learning methods for medical images super resolution problems. IRBM 2021;42(2):120–133.
- Pezzotti N, de Weerdt E, Yousefi S, et al. Adaptive-CS-Net: FastMRI with adaptive intelligence. arXiv 1912.12259 [preprint]. https://arxiv.org/ abs/1912.12259. Posted December 13, 2019. Accessed January 15, 2023.
- Zhang J, Ghanem B. ISTA-Net: interpretable optimization-inspired deep network for image compressive sensing. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018; 1828–1837.
- Kim J, Lee JK, Lee KM. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks. arXiv 1511.04587 [preprint]. https://arxiv.org/ abs/1511.04587. Posted November 14, 2015. Accessed January 15, 2023.
- Chaudhari AS, Fang Z, Kogan F, et al. Super-resolution musculoskeletal MRI using deep learning. Magn Reson Med 2018;80(5):2139–2154.
 Suzuki S, Machida H, Tanaka I, Ueno E. Measurement of vascular wall
- Suzuki S, Machida H, Tanaka I, Ueno E. Measurement of vascular wall attenuation: comparison of CT angiography using model-based iterative reconstruction with standard filtered back-projection algorithm CT in vitro. Eur J Radiol 2012;81(11):3348–3353.
- Agarwal S, Singh OP, Nagaria D. Analysis and comparison of wavelet transforms for denoising MRI image. Biomed Pharmacol J 2017;10(2).
- Johnson PM, Tong A, Donthireddy A, et al. Deep learning reconstruction enables highly accelerated biparametric MR imaging of the prostate. J Magn Reson Imaging 2022;56(1):184–195.
- Deshmane A, Gulani V, Griswold MA, Seiberlich N. Parallel MR imaging. J Magn Reson Imaging 2012;36(1):55–72.
- Wright KL, Hamilton JI, Griswold MA, Gulani V, Seiberlich N. Non-Cartesian parallel imaging reconstruction. J Magn Reson Imaging 2014;40(5):1022–1040.

3. Danksagung

Ich möchte mich zuallererst bei meinem Doktorvater Herrn PD Dr. med. Julian Luetkens bedanken, der mir das Thema zur Verfügung gestellt hat und den nötigen Freiraum geschaffen hat, um das Projekt während meiner ärztlichen Weiterbildung zu bearbeiten. Er stand mir bei jeglichen Fragen zu jedem Zeitpunkt zur Seite und hat ganz maßgeblich durch seine direkte und unmittelbare wissenschaftliche, klinische und persönliche Betreuung zu einem erfolgreichen Abschluss dieser Dissertation beigetragen.

Ganz besonders möchte ich auch meiner Chefin, Frau Prof. Dr. med. Ulrike Attenberger danken, unter deren Leitung ich die radiologische Weiterbildung an der Uniklinik Bonn absolvieren darf. Ohne die klinischen Fertigkeiten, die ich in den letzten drei Jahren unter ihrer Führung gelernt habe, wäre ein Verständnis der Thematik dieser Arbeit ungleich schwieriger gewesen.

Sowohl bei wissenschaftlichen, als auch insbesondere bei persönlichen Fragen, die während der Erstellung dieser Arbeit entstanden, stand mir Herr PD Dr. med. Alexander Isaak immer zur Seite und dafür möchte ich ihm ebenfalls ganz herzlich danken. Seine Worte haben maßgeblich dazu beigetragen, diese Arbeit erfolgreich abzuschließen und seine Unterstützung war von unschätzbarem Wert für mich.

Auch möchte ich den weiteren Arbeitsgruppenmitgliedern Herrn PD Dr. ing. Martin Sprinkart, Herrn Dr. med. Dmitrij Kravchenko, Frau Dr. med. Narine Mesropyan und Herrn Dr. rer. nat. Sebastian Nowak danken. Diese standen mir ebenfalls immer mit Rat und Tat zur Seite und ich werde die schönen Tage mit Ihnen auf den Kongressen dieser Welt in hervorragender Erinnerung behalten.

Die Wissenschaft wäre aber nur halb so schön und erfolgreich, wenn ich mich nicht in einem so hervorragenden klinischen Arbeitsumfeld befinden würde: Seien es radiologische Kollegen, MTRs oder MTAs aus der Radiologischen Klinik, es macht mir großen Spaß mit diesen Kollegen im klinischen Alltag zu arbeiten und dafür möchte ich all diesen Leuten danken. Gute wissenschaftliche Arbeit ist ohne seelischen Ausgleich außerhalb der Arbeit nicht möglich. Deshalb möchte ich meinen Freunden Richard Kersjes, Steffen Endres, Gabriel Peters, Tim Racs, Hanna Dregger, Felix Doose, Lea Wegner, Nico Österreicher, Fabian Meyer, Niclas Will, Carsten Buhse und Fabian Müller dafür danken, dass sie es immer geschafft haben, ein offenes Ohr für mich zu haben und glücklicherweise immer ein kaltes Bier parat hatten.

Zuletzt und für mich am aller Wichtigsten möchte ich meinen Eltern Ralf und Susanne Bischoff, meiner Schwester Jeanne Bischoff, meinen Großmüttern Eva Höpfner und Annemarie Bischoff, meinem leider bereits verstorbenen Großvater Heinz Bischoff, sowie meinem Onkel Uwe Bischoff und meiner Tante Sylvia Höpfner (ihr gleich doppelt für das Korrekturlesen dieser Dissertation) danken. Diese Menschen haben mich mein ganzes Leben begleitet und sind für mich die wichtigsten Personen in meinem Leben. Ohne sie wäre ich nicht so weit gekommen, sei es beruflich oder persönlich.