

Aus der
Radiologischen Universitätsklinik Tübingen
Abteilung Diagnostische und Interventionelle Radiologie

**AI-Denoising erhält Bildqualität und klinischen Nutzen bei
Low-Dose-Thorax-CT: Erkenntnisse aus der Multicenter
COVID-19 Low-Dose (COLD) Kohorte**

**Inaugural-Dissertation
zur Erlangung des Doktorgrades
der Medizin**

**der Medizinischen Fakultät
der Eberhard Karls Universität
zu Tübingen**

**vorgelegt von
Mader, Markus Wolfgang**

2026

Dekanin: Professorin Dr. S. Y. Brucker

1. Berichterstatter: Privatdozent Dr. A. Brendlin
2. Berichterstatter: Professor Dr. B. Bender

Tag der Disputation: 09.02.2026

Widmung

Für meine Großeltern, Eltern, Geschwister und Vanessa

Inhaltsverzeichnis

I.	Abbildungsverzeichnis	I
II.	Tabellenverzeichnis	II
III.	Abkürzungsverzeichnis (alphabetisch)	III
1	Einleitung	1
1.1	HINFÜHRUNG ZUM THEMA	1
1.1.1	<i>Hintergrund und Relevanz</i>	1
1.1.2	<i>Motivation und Bedeutung der Studie</i>	1
1.2	DIE PNEUMONIE ALS GLOBALE HERAUSFORDERUNG	2
1.2.1	<i>Epidemiologische Relevanz</i>	2
1.2.2	<i>Ursachen und Erreger (CAP vs. HAP)</i>	4
1.2.3	<i>Präventions- und Impfstrategien</i>	5
1.3	DIE COVID-19-PANDEMIE UND DIAGNOSTISCHE HERAUSFORDERUNGEN	7
1.3.1	<i>Bedeutung der Diagnostik</i>	7
1.3.2	<i>Rolle der RT-PCR und deren Limitierungen</i>	8
1.3.3	<i>Bedeutung der CT-Bildgebung in der Pneumoniediagnostik</i>	9
1.4	TECHNISCHE GRUNDLAGEN UND REKONSTRUKTIONSVERFAHREN DER CT	10
1.4.1	<i>Grundlagen der Computertomographie</i>	10
1.4.2	<i>Rekonstruktionsmethoden: FBP, iterative Rekonstruktion und AI-Denoising</i>	11
1.4.3	<i>Vorteile und klinische Evidenz des AI-Denoising</i>	12
1.4.4	<i>Limitationen bisheriger AI-Studien und Bedeutung multizentrischer Validierung</i>	13
1.5	STRAHLENSCHUTZ UND DOSISREDUKTION IN DER CT	15
1.5.1	<i>Grundlagen und Risiken ionisierender Strahlung</i>	15
1.5.2	<i>Wichtige Begriffe der Dosimetrie</i>	16
1.5.3	<i>Objektive Bildqualitätsparameter</i>	17
1.6	ZIELSETZUNG DER ARBEIT	18
1.6.1	<i>Evaluation der Bildqualität eines AI-basierten Denoising-Algorithmus</i>	18

1.6.2	<i>Multizentrische und multiscanner-basierte Validierung</i>	19
1.6.3	<i>Bewertung der diagnostischen Zuverlässigkeit bei reduzierter Strahlendosis</i>	19
2	Material und Methoden	20
2.1	STUDIENDESIGN UND PATIENTENPOPULATION	20
2.1.1	<i>Auswahl der Patienten</i>	20
2.1.2	<i>Datenerhebung</i>	20
2.1.3	<i>Datenzentralisierung und Screening</i>	21
2.1.4	<i>Standardisierung der Daten</i>	21
2.1.5	<i>Paarweise Zuordnung der Patienten</i>	21
2.1.6	<i>Endgültiger Datensatz und Analyse</i>	21
2.1.7	<i>Bildakquisition und Rekonstruktionsparameter</i>	22
2.2	SUBJEKTIVER BILDQUALITÄTSVERGLEICH	23
2.3	OBJEKTIVER BILDQUALITÄTSVERGLEICH	24
2.4	VERGLEICH DER PATHOLOGIE-MANIFESTATIONS-SCORES	25
2.5	STATISTISCHE ANALYSE	26
3	Ergebnisse	29
3.1	PATIENTENPOPULATION	29
3.2	SUBJEKTIVER BILDQUALITÄTSVERGLEICH	33
3.3	OBJEKTIVER BILDQUALITÄTSVERGLEICH	37
3.4	VERGLEICH DER PATHOLOGIE-MANIFESTATIONS-SCORES	44
4	Diskussion	48
4.1	SUBJEKTIVER BILDQUALITÄTSVERGLEICH	49
4.2	OBJEKTIVER BILDQUALITÄTSVERGLEICH UND DIAGNOSTISCHE GLEICHWERTIGKEIT	50
4.3	KLINISCHE NÜTZLICHKEIT UND PATHOLOGIEDETEKTION	52
4.4	LIMITATIONEN	54
4.5	SCHLUSSFOLGERUNG	57
5	Zusammenfassung	58
6	Literaturverzeichnis	60

7	Erklärungen zum Eigenanteil	67
8	Veröffentlichungen.....	69
9	Danksagung.....	70

I. **Abbildungsverzeichnis**

Abbildung 1: Schematisches Studiendesign	32
Abbildung 2: Paarweiser Vergleich der subjektiven Bildqualität	34
Abbildung 3: Beispiel des subjektiven Bildqualitätsvergleichs	36
Abbildung 4: Gemessene CT-Werte im paraspinalen Muskel	38
Abbildung 5: Gemessene CT-Werte im subkutanen Fettgewebe	39
Abbildung 6: Dosisadaptierter Vergleich der Noise.....	41
Abbildung 7: Dosisadaptierter Vergleich der CNR	42
Abbildung 8: Angepasste, paarweise Vergleiche der semiquantitativen Ausprägungsscores pulmonaler Pathologien.....	45
Abbildung 9: Visueller Vergleich pulmonaler Pathologien	46

II. Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Studienpopulation, Bildakquisitions- und -rekonstruktionsparameter	31
Tabelle 2: Gepoolte subjektive Bildqualitätswerte und angepasste zweiseitige, paarweise Vergleiche (p)	35
Tabelle 3: Objektive Bildqualitätsmetriken und angepasste zweiseitige, paarweise Vergleiche (p)	43
Tabelle 4: Gepoolte Pathologiemaniifestations-Scores und angepasste zweiseitige, paarweise Vergleiche (p)	47

III. Abkürzungsverzeichnis (alphabetisch)

AI	Artificial Intelligence
AID	Artificial Intelligence-basiertes Denoising
ALARA	As low as reasonably achievable
ASIR-V	adaptive statistische iterative Rekonstruktion Stufe 5
BfS	Bundesamt für Strahlenschutz
CAP	Community-acquired pneumonia (ambulant erworbene Pneumonie)
CNN	Convolutional Neural Network
CNR	Contrast-to-Noise Ratio (Kontrast-zu-Rauschen-Verhältnis)
CT	Computertomographie
CTDI	Computed Tomography Dose Index (Computertomographie-Dosisindex)
CTDIvol	volume Computed Tomography Dose Index
DLIR	Deep Learning-Bildrekonstruktion
DLP	Dosis-Längen-Produkt
ED	effektiver Diameter
E_{eff}	effektive Dosis
FBP	Filtered back projection (gefilterte Rückprojektion)
HAP	Hospital-acquired pneumonia (nosokomiale Pneumonie)
Hib	Haemophilus influenzae Typ b

HU	Hounsfield unit
IQR	Interquartilsabstand
IR	iterative Rekonstruktion
kV	Kilovolt
mAs	Milliampere-Sekunde
MDCT	Multidetektor-CT
mGy	Milligray
mSv	Millisievert
ROI	Region of interest
RSV	Respiratorisches Synzytial-Virus
RT-PCR	Reverse Transkriptase-Polymerasekettenreaktion
SD	Standardabweichung
SSDE	Size-specific dose estimate
STIKO	Ständige Impfkommission
S. pneumoniae	Streptococcus pneumoniae
ULD-CT	Ultra-Low-Dose-CT
VAP	ventilator-associated pneumonia (beatmungsassoziierte Pneumonie)
WHO	Weltgesundheitsorganisation

1 Einleitung

1.1 Hinführung zum Thema

1.1.1 Hintergrund und Relevanz

Die Pneumonie ist weltweit eine der bedeutendsten infektiösen Erkrankungen. Laut Weltgesundheitsorganisation (WHO) verursachte sie 2019 etwa 740.000 Todesfälle bei Kindern unter fünf Jahren¹. Für das Jahr 2021 wurde diese Zahl auf etwa 500.000 geschätzt². 2021 rangierte die Pneumonie (Platz 5) zusammen mit weiteren infektiösen Lungenerkrankungen neben COVID-19 (Platz 2) und Tuberkulose (Platz 10) unter den häufigsten Todesursachen weltweit³. Bei der ambulant erworbenen Pneumonie (CAP) werden 40 % der Patienten hospitalisiert und 5 % benötigen eine intensivmedizinische Betreuung⁴. Nosokomiale Pneumonien (HAP) zeichnen sich durch einen höheren Anteil multiresistenter Erreger aus und gehen mit einer erhöhten Mortalität einher⁵.

1.1.2 Motivation und Bedeutung der Studie

Die COVID-19-Pandemie hat die diagnostischen und therapeutischen Herausforderungen bei Lungenentzündungen verdeutlicht. Zwar galt der Nachweis mit Polymerasekettenreaktion (RT-PCR) als Goldstandard, war jedoch zu Beginn der Pandemie durch logistische Engpässe und variable Testsensitivität limitiert⁶. Die Computertomographie (CT) des Thorax zeigte eine hohe Sensitivität bei COVID-19-assoziierten Milchglastrübungen, Konsolidierungen und Retikulationen, der Einsatz wird jedoch durch die Strahlenexposition und die damit verbundenen Risiken eingeschränkt⁷.

Iterative Rekonstruktionstechniken (IR) in der CT können die Dosis um bis zu 76 % im Vergleich zur gefilterten Rückprojektion (FBP) reduzieren, sind jedoch bei niedrigsten Dosiswerten limitiert⁸. Deep Learning-basierte Denoising-Algorithmen (AID) versprechen eine weitere Dosisreduktion bei gleichbleibender Bildqualität und diagnostischer Zuverlässigkeit⁹. Da multizentrische

Validierungen solcher Verfahren bislang selten sind, zielt diese Arbeit darauf ab, AI-basiertes Denoising in der Low-Dose-Thorax-CT qualitativ und quantitativ, multizentrisch und multiscanner-basiert zu evaluieren.

1.2 Die Pneumonie als globale Herausforderung

1.2.1 Epidemiologische Relevanz

Die Pneumonie stellt weltweit eine der führenden Ursachen infektiöser Morbidität und Mortalität dar und betrifft sowohl Kinder als auch Erwachsene in hohem Maße. Im Jahr 2019 war sie laut der Weltgesundheitsorganisation für rund 740.000 Todesfälle bei Kindern unter fünf Jahren verantwortlich¹. Für das Jahr 2021 wurde diese Zahl in der „Global Burden of Disease Study 2021“ unter Bender et al. auf ca. 500.000 Todesfälle exklusive COVID-19 geschätzt². Im Jahr 2021 führte allein die COVID-19-Erkrankung laut WHO zu über 8 Millionen Todesfälle weltweit über alle Altersgruppen hinweg³. Trotz intensiver globaler Impfkampagnen und verbesserter Gesundheitsinfrastrukturen zählte die Pneumonie auch im Jahr 2021 noch zu den häufigsten Todesursachen weltweit. Die WHO führt in der letzten großen Erhebung für das Jahr 2021 mit der COVID-19-Erkrankung (Platz 2), unteren Atemwegsinfektionen (Platz 5) und der Tuberkulose (Platz 10) drei infektiöse Erkrankungen des Atemwegssystems unter den häufigsten weltweiten Todesursachen³.

Die Häufigkeit und Schwere von Lungenentzündungen sind jedoch stark abhängig von regionalen, demografischen und sozioökonomischen Faktoren. In Ländern mit niedrigem und mittlerem Einkommen ist die Krankheitslast besonders hoch, was auf unzureichende Impfquoten, mangelhaften Zugang zu medizinischer Versorgung und Hygiene, eingeschränkte diagnostische Möglichkeiten und häufige Ko-Infektionen zurückzuführen ist¹⁰. In Europa und Nordamerika ist ein altersassoziierter Anstieg der Inzidenz zu beobachten. Ältere Erwachsene und Personen mit Komorbiditäten wie COPD, Diabetes mellitus oder kardiovaskulären Erkrankungen tragen ein deutlich höheres Risiko für schwere Verläufe, hospitalisationspflichtige Infektionen und haben ein erhöhtes

Mortalitätsrisiko⁴. Epidemiologische Daten zeigen, dass auch in hochentwickelten Ländern die Zahl der stationär behandelten Patienten mit ambulant erworbener Pneumonie (Community-acquired Pneumonia, CAP) durchaus relevant ist. Etwa 40% aller CAP-Fälle führen zu einer Hospitalisierung und ca. 5% der Betroffenen benötigen eine intensivmedizinische Behandlung⁴. Die Mortalität der CAP wird mit etwa 3% bei ambulant geführten Patienten und mit ca. 5-14% bei hospitalisierten Patienten angegeben¹¹.

Zusätzlich zur kurzfristigen Mortalität besteht nach einer Pneumonie ein deutlich erhöhtes, langfristiges Mortalitätsrisiko, vor allem wenn eine intensivmedizinische Behandlung nötig war. Cavallazzi et al. bemessen das Mortalitätsrisiko in einer nordamerikanischen Population auf 17% während des Intensiv-Aufenthaltes, 27% innerhalb von 30 Tagen, 39% innerhalb von 6 Monaten und 47% innerhalb von 12 Monaten¹².

Eine Studie von Bordon et al. beschreibt darüber hinaus, dass bereits die Notwendigkeit einer Hospitalisierung bei CAP mit einem verschlechterten Langzeitüberleben der Patienten verbunden sei. Dieser Effekt bestehe auch nach Korrektur für Begleiterkrankungen¹³.

Neben der CAP gewinnt die nosokomiale Pneumonie (Hospital-acquired Pneumonia, HAP) zunehmend an Relevanz. Diese Form der Pneumonie tritt definitionsgemäß mehr als 48 Stunden nach Krankenhausaufnahme auf. Zu den Hauptrisikofaktoren für eine HAP zählen invasive Beatmung, hohes Alter, Vigilanzminderung, chronische Lungenerkrankungen, schwere Traumata mit entsprechender Bewegungs- oder Bewusstseinsbeschränkung, Aspiration und Mangelernährung¹⁴. Eine Sonderform der HAP bei beatmeten Patienten ist die beatmungsassoziierte Pneumonie (ventilator-associated pneumonia, VAP), die aufgrund der Beatmung typischerweise bei Intensivpatienten auftritt. Pathophysiologisch ist eine Aspiration von oropharyngealem Sekret durch Intubation, Sedierung und Immunsuppression begünstigt¹⁴.

Die HAP ist durch eine höhere Letalität im Vergleich zur CAP gekennzeichnet. Die Mortalitätsrate bei der HAP beträgt ca. 20% bei Patienten mit

Intensivaufenthalt¹⁵. Bezüglich der VAP finden sich sehr heterogene Letalitätsraten von 24-76%, je nach zugrundeliegender Erkrankung, verfügbarer Diagnostik und auslösendem Erreger¹⁶.

1.2.2 Ursachen und Erreger (CAP vs. HAP)

Die CAP und HAP differieren nicht nur hinsichtlich der Pathophysiologie und des klinischen Verlaufs, sondern weisen auch ein unterschiedliches Erregerspektrum auf. Bei der CAP dominieren viral-bakterielle Mischinfektionen, wobei respiratorische Viren wie Influenza und das Respiratorische Synzytial-Virus (RSV) sowie bakterielle Erreger wie *Streptococcus pneumoniae* (*S. pneumoniae*) eine zentrale Rolle spielen. *S. pneumoniae* gilt weltweit als häufigster bakterieller Erreger der CAP bei Erwachsenen¹⁷. Die Erregerverteilung variiert jedoch in Abhängigkeit vom Alter, Immunstatus und regionalen epidemiologischen Gegebenheiten¹⁷.

Bei hospitalisierten CAP-Patienten, die eine intensivmedizinische Betreuung benötigen, ist der Anteil bakterieller Auslöser der Pneumonie häufiger. Typische bakterielle Erreger sind hier *S. pneumoniae*, *Staphylococcus aureus* und *Enterobacteriaceae*¹⁷. Die initiale empirische Antibiotikatherapie orientiert sich an dieser Erregerverteilung und an lokalen Resistenzmustern.

Bei Kindern stehen bei der CAP in entwickelten Ländern vor allem virale Erreger im Vordergrund, auch dank zunehmender Verfügbarkeit von Impfstoffen gegen häufige bakterielle Erreger im Kindesalter wie *Haemophilus influenzae* Typ b (Hib) und Pneumokokken⁴. Typische respiratorische Viren im Kindesalter sind RSV, Influenza und Parainfluenza¹⁸.

Demgegenüber ist die nosokomiale Pneumonie typischerweise assoziiert mit gramnegativen Erregern wie *Pseudomonas aeruginosa*, *Acinetobacter baumannii* und *Enterobacterales* (z. B. *Escherichia coli* oder *Klebsiella pneumoniae*) oder Methicillin-resistentem *Staphylococcus aureus* (MRSA)¹⁹. Die HAP ist neben Wundinfektionen und Harnwegsinfektionen eine der drei häufigsten nosokomialen Infektionen²⁰.

Insgesamt stellt die HAP eine erhebliche Herausforderung im Krankenhausalltag dar, insbesondere durch die zunehmende Verbreitung antibiotikaresistenter Erreger. Nach Cassini et al. starben im Jahr 2015 schätzungsweise 33.000 Menschen in der EU infolge multiresistenter Infektionen, wobei hier keine Unterteilung der betroffenen Organsysteme stattfand⁵. Die Arbeitsgruppe der „Antimicrobial Resistance Collaborators“ um Murray et al. schätzten global die Zahl an Todesfällen unterer Atemwegserkrankungen assoziiert mit resistenten Erregern auf etwa 1,5 Millionen für das Jahr 2019²¹. Dies unterstreicht die Dringlichkeit gezielter Infektionsprävention und einer rationalen, empirischen Antibiotikatherapie zur Eindämmung der Resistenzentwicklung.

1.2.3 Präventions- und Impfstrategien

Die Prävention der Pneumonie basiert auf einer Kombination aus medizinischen, sozialen und infrastrukturellen Maßnahmen. Impfungen stellen hierbei eine zentrale Säule dar, insbesondere gegen *Streptococcus pneumoniae*, Hib, Influenza, RSV und Masern¹. Vor allem *S. pneumoniae* und Hib zählen weltweit noch zu den Hauptverursachern bakterieller Pneumonien im Kindesalter. Die Einführung standardisierter Impfprogramme für Kinder hat nachweislich zur Reduktion schwerer Infektionen und Hospitalisierungen beigetragen. Ebenso führten die Impfprogramme zunehmend zu einer Verlagerung des Erregerspektrums zu Viren¹⁸. Auch bei Erwachsenen – insbesondere älteren und immunsupprimierten Personen – werden die Pneumokokken-, Influenza- und Coronavirus-Impfung in Deutschland durch die Ständige Impfkommission (STIKO) empfohlen, um das Risiko schwerer Verläufe zu senken²².

Die Wirksamkeit von Impfprogrammen zeigt sich exemplarisch in der israelischen Bevölkerung, welche nach Einführung der Pneumokokkenkonjugatimpfstoffe einen signifikanten Rückgang der Pneumonie-bedingten Krankenhausaufenthalte zu verzeichnen hatte – und dies ohne einen Anstieg schwerer Verläufe oder Komplikationen²³. Gleichzeitig reduziert die Impfung nicht nur das individuelle Risiko einer Erkrankung oder eines schweren Verlaufs,

sondern trägt über den Herdenschutz auch zur Verringerung der Übertragung in der Bevölkerung bei²⁴.

Trotz dieser Erfolge bestehen weiterhin globale Disparitäten in der Impfstoffverfügbarkeit. Laut WHO existieren erhebliche Unterschiede im Zugang zu essenziellen Impfstoffen, insbesondere in Ländern mit niedrigen und mittleren Einkommen¹. In diesen Regionen ist die Impfungsrate häufig unzureichend, was als weiterer Risikofaktor für eine Pneumonie neben infrastrukturellen Mängeln, logistischen Herausforderungen und sozioökonomischen Barrieren wirkt¹.

Zusätzlich zu Impfstrategien spielen auch Basismaßnahmen wie adäquate Ernährung, Verbesserung der Luftqualität, Reduktion von Rauchbelastung sowie Zugang zu sauberem Wasser und sanitären Einrichtungen eine wichtige Rolle in der Prävention. Diese Faktoren beeinflussen das Immunsystem und die Anfälligkeit für Infektionen erheblich – insbesondere bei Kindern¹. Laut WHO verdoppelt Luftverschmutzung das Risiko für Infektionen der unteren Atemwege im Kindesalter und sei für etwa 44% aller tödlich verlaufenden Pneumonien bei Kindern unter 5 Jahren verantwortlich²⁵. Zudem wirkt sich die inadäquate Versorgung mit Antibiotika zur Behandlung bakterieller Infektionen entscheidend auf die Mortalität und Morbidität aus und fördert die Resistenzentwicklung. Jedoch ist die Verfügbarkeit qualitätsgesicherter Arzneimittel in Niedrigeinkommensregionen stark eingeschränkt²⁶.

Insgesamt stellt die Prävention von Pneumonien eine globale Herausforderung dar, die ein Zusammenspiel aus medizinischer Vorsorge, sozialer Infrastruktur und gesundheitspolitischen Maßnahmen erfordert. Mehrere Autoren kommen zu der Schlussfolgerung, dass eine weltweite Verbesserung der Impfquote, insbesondere durch gerechte Verteilung und flächendeckende Implementierung nationaler Impfprogramme, essenziell ist, um die weltweite Krankheitslast durch Pneumonie nachhaltig zu senken^{18,23,24}.

1.3 Die COVID-19-Pandemie und diagnostische

Herausforderungen

1.3.1 Bedeutung der Diagnostik

Eine zeitnahe und präzise Diagnostik von infektiösen Lungenerkrankungen ist entscheidend für die zielgerichtete Therapie, Infektionskontrolle und effiziente Ressourcennutzung im Gesundheitswesen. Verzögerungen oder falsche Befunde können zu inadäquater antimikrobieller Behandlung führen²⁷. Zu Beginn der COVID-19-Pandemie zeigte sich trotz ihres Status als Goldstandard, dass die Reverse Transkriptase-Polymerase-Kettenreaktion (RT-PCR) als Test durch Reagenzien- und Logistikengpässe sowie variable Sensitivität bei niedriger Viruslast limitiert war, wodurch ergänzende Diagnostikpfade notwendig wurden⁶. Eine zuverlässige Diagnostik bildet die Grundlage für die Risikostratifizierung von Patienten und ermöglicht eine frühzeitige Identifikation von Risikogruppen, was die optimale Ressourcennutzung im Krankenhaus unterstützt²⁸. Im Rahmen von Pandemien ist eine robuste Diagnoseinfrastruktur auch für die epidemiologische Überwachung und Modellierung von Infektionsausbrüchen unerlässlich, um Ausbruchsherde zu erkennen und Gegenmaßnahmen gezielt einzuleiten²⁹. Die Kombination aus molekularbiologischen Verfahren und bildgebenden Techniken erhöht die diagnostische Zuverlässigkeit³⁰. Während PCR-Tests pathogenspezifische Nachweise liefern, kann die Thorax-CT typische pathologische Befunde wie Milchglastrübungen frühzeitig detektieren und so einen wertvollen Beitrag leisten, wenn PCR-Testergebnisse verzögert oder unzugänglich sind³¹. Ein integrierter diagnostischer Ansatz kann klinische Entscheidungen absichern, das Patienten-Outcome verbessern und zur Kontrolle nosokomialer Ausbrüche beitragen³².

Die COVID-19-Pandemie hat das Bewusstsein für die globale Krankheitslast durch respiratorische Infektionen nochmals geschärft und deutlich gemacht, wie entscheidend eine schnelle und differenzierte Diagnostik sowie effektive Präventionsmaßnahmen zur Reduktion der Ausbreitung sind³³. Dies unterstreicht

die Notwendigkeit einer kontinuierlichen epidemiologischen Surveillance sowie eines gezielten öffentlichen Gesundheitsmanagements zur Eindämmung der globalen Morbidität und Mortalität durch respiratorische Infektionen.

1.3.2 Rolle der RT-PCR und deren Limitierungen

Die RT-PCR wurde bereits früh in der COVID-19-Pandemie als Goldstandard für den direkten Erregernachweis von SARS-CoV-2 etabliert. Sie überzeugte durch ihre hohe analytische Sensitivität und Spezifität, insbesondere bei symptomatischen Infektionsverläufen³⁰. Die Möglichkeit, virales RNA-Material spezifisch und direkt nachzuweisen, erlaubte eine sichere Diagnosestellung und war essenziell für das Fallmanagement. Jedoch traten insbesondere in der Frühphase der Pandemie erhebliche Limitationen auf. Engpässe bei der Produktion und globalen Verteilung von Reagenzien sowie begrenzte Testkapazitäten in Labors führten zu erheblichen Verzögerungen bei der Testverfügbarkeit, selbst in hochentwickelten Gesundheitssystemen³⁴.

Hinzu kamen technische Herausforderungen, insbesondere eine reduzierte Sensitivität bei geringer Viruslast, wie sie häufig in asymptomatischen oder präsymptomatischen Stadien auftrat³⁵. Diese verringerte Nachweiswahrscheinlichkeit resultierte in falsch-negativen Testergebnissen und erschwerte eine zeitnahe Isolation und Kontaktverfolgung. Besonders kritisch war dies in Situationen mit hohem Infektionsgeschehen, in denen schnelle Entscheidungen über Isolation, Hospitalisierung oder intensivmedizinische Überwachung getroffen werden mussten³¹.

Zudem war der Zugang zu COVID-Testungen weltweit sehr unterschiedlich. Bis 2022 wurden global etwa drei Milliarden COVID-19-Tests durchgeführt, von denen jedoch lediglich 0,4 % in Niedrigeinkommensländern stattfanden – trotz eines Bevölkerungsanteils von etwa 7,8 %. Diese ungleiche Testverfügbarkeit verschärfte globale Ungleichheiten und unterstrich die Dringlichkeit zusätzlicher, robuster und breit verfügbarer Diagnostikstrategien³⁶.

Die Limitierungen der RT-PCR-Diagnostik führten dazu, dass bildgebende Verfahren, insbesondere die CT, vermehrt als ergänzendes diagnostisches Instrument eingesetzt wurden⁶. Zusätzlich zeigten sie auf, dass eine zuverlässige Diagnostik nicht allein auf molekularbiologische Verfahren gestützt werden konnte und somit ein multimodaler, integrativer Ansatz hilfreich sein kann³⁰. Der Einsatz der RT-PCR bleibt trotz ihrer Schwächen der Goldstandard der COVID-19-Diagnostik, kann jedoch ergänzt werden, um klinisch valide Entscheidungen treffen zu können³¹.

1.3.3 Bedeutung der CT-Bildgebung in der Pneumoniediagnostik

Bildgebende Verfahren, insbesondere die CT, haben sich als unverzichtbares Werkzeug in der Diagnostik von Pneumonien etabliert – sowohl in der klinischen Routine als auch in Ausnahmesituationen wie der COVID-19-Pandemie²⁸. Die Thorax-CT bietet eine hohe Sensitivität zur Detektion typischer Lungenveränderungen wie Milchglastrübungen, Konsolidierungen oder retikulonodulären Infiltraten. Diese Zeichen können bereits in sehr frühen Krankheitsstadien auftreten und liefern wertvolle Hinweise auf das Vorliegen einer viralen, bakteriellen oder mykotischen Pneumonie³⁷.

Während molekulare Verfahren wie die RT-PCR auf den direkten Nachweis von Erbgut des Erregers abzielen, ermöglichen CT-Aufnahmen eine unmittelbare Visualisierung des pulmonalen Befallsmusters und -ausmaßes. Insbesondere bei unklaren oder diskrepanten klinisch-laborchemischen Befunden kann die CT entscheidend zur Diagnosesicherung beitragen³⁸. Darüber hinaus spielt sie eine zentrale Rolle bei der Verlaufsbeurteilung, der Therapieüberwachung und der Identifikation möglicher Komplikationen wie Lungenabszessen, Pleuraergüssen und -empyemen oder Lungenembolien³⁹.

Die COVID-19-Pandemie verdeutlichte eindrucksvoll die diagnostische Relevanz der CT bei eingeschränkter Verfügbarkeit von Labortests. Schulze-Hagen et al. zeigten, dass in der CT bei einigen Patienten kurz nach Symptombeginn bereits pathologische Veränderungen nachgewiesen werden konnten, bevor positive PCR-Ergebnisse vorlagen⁶.

Zusätzlich unterstützt die Bildgebung die Risikostratifizierung von Patienten⁴⁰. Das Ausmaß der pulmonalen Infiltrate und ihre Verteilung erlauben Rückschlüsse auf den Schweregrad der Erkrankung, was für die Zuweisung von Patienten auf Normal- oder Intensivstationen von zentraler Bedeutung sein kann²⁸.

Die Fleischner Society, eine internationale, multidisziplinäre medizinische Gesellschaft für Thoraxradiologie, veröffentlichte im Jahr 2020 ein Konsensuspapier mit Empfehlungen zur Durchführung einer Thoraxbildgebung bei COVID-19-Erkrankung. Breiter Konsens bestand bei der Initialbildgebung bei mittelschwerer bis schwerer Erkrankung, Verschlechterung der Erkrankung im Verlauf und persistierender respiratorischer Einschränkung nach Ausheilen der Erkrankung⁴¹.

Insgesamt lässt sich festhalten, dass die CT nicht nur ein ergänzendes, sondern oftmals auch ein entscheidendes diagnostisches Werkzeug in der Pneumoniediagnostik darstellt. In Kombination mit Laborparametern, klinischer Einschätzung und mikrobiologischen Tests ermöglicht sie eine präzise und zeitnahe Diagnostik, die wichtig für das Management infektiöser Lungenerkrankungen ist²⁸. Zukünftig könnte die Integration von AI-basierten Auswertungsverfahren in der Bildgebung die Effizienz und diagnostische Aussagekraft weiter erhöhen, Ansätze hierfür wurden bereits geschaffen⁴².

1.4 Technische Grundlagen und Rekonstruktionsverfahren der CT

1.4.1 Grundlagen der Computertomographie

Die CT ist ein schnittbildgebendes Verfahren, das auf der Anwendung von Röntgenstrahlung in Kombination mit computergestützter Bildrekonstruktion basiert. Sie ermöglicht die Darstellung anatomischer Strukturen mit hoher räumlicher Auflösung und wird insbesondere in der Thoraxdiagnostik breit eingesetzt⁴³. Im Vergleich zur konventionellen Röntgendiagnostik bietet die CT

eine deutlich höhere Sensitivität und erlaubt die Differenzierung pathologischer Veränderungen der Lunge wie Retikulationen, Milchglastrübungen, Nodularitäten oder Konsolidierungen⁴³.

Ein CT-System besteht aus einer oder zwei Röntgenröhren, die um den Patienten rotieren, und jeweils einem gegenüberliegenden Detektor. Während der Rotation wird eine Vielzahl an Projektionen aufgenommen, die anschließend mithilfe mathematischer Algorithmen in Schnittbilder umgerechnet werden. Moderne Multidetektor-CT-Systeme (MDCT) ermöglichen dabei die Erfassung großer Volumina in kurzer Zeit und bieten durch dünnschichtige Rekonstruktionen eine hohe Auflösung und gute Bildqualität⁴⁴.

Wesentliche Vorteile der CT liegen in der hohen räumlichen Auflösung und der kurzen Untersuchungszeit, sodass thorakale Pathologien wie Pneumonien, Tumore oder vaskuläre Pathologien während eines Atemstopps erfasst werden können⁴⁴. Im Gegenzug stellt die Strahlenexposition einen relevanten limitierenden Faktor dar, weshalb grundsätzlich, jedoch insbesondere bei jungen Patienten oder bei repetitiven Scans eine kritische Indikationsstellung erforderlich ist⁷.

1.4.2 Rekonstruktionsmethoden: FBP, iterative Rekonstruktion und AI-Denoising

Die Qualität einer CT-Aufnahme hängt maßgeblich von der verwendeten Bildrekonstruktionsmethode ab. Traditionell wurde in der CT die FBP eingesetzt – ein recheneffizientes, mathematisches Rekonstruktionsverfahren. Die FBP zeichnet sich durch hohe Rechengeschwindigkeit aus, ist jedoch anfällig für Bildrauschen und Artefakte, insbesondere bei reduzierter Strahlendosis⁴⁵.

Mit dem Ziel der Dosisreduktion bei gleichbleibender Bildqualität wurden iterative Rekonstruktionsverfahren entwickelt. Diese Methoden berechnen das Bild in mehreren aufeinanderfolgenden Iterationsschritten und berücksichtigen dabei sowohl physikalische Modelle des Scanvorgangs als auch statistische Rauschmodelle⁴⁶. Dadurch können Artefakte reduziert und das Kontrast-zu-

Rauschen-Verhältnis (CNR) verbessert werden. Studien zeigen, dass IR-Methoden im Vergleich zur FBP eine Dosisreduktion um bis zu 76 % bei vergleichbarer diagnostischer Aussagekraft ermöglichen⁸. Diese iterativen Rekonstruktionsverfahren sind mit erhöhtem Rechenaufwand verbunden, der früher die Einsatzmöglichkeiten der IR einschränkte⁴⁵.

Neuere Entwicklungen fokussieren sich auf Deep Learning-gestützte Denoising-Algorithmen, die sich zunehmend als leistungsfähige Alternative zu klassischen IR-Verfahren etablieren. Diese Algorithmen werden mit umfangreichen Bilddatensätzen trainiert und sind in der Lage, aus verrauschten Eingangsdaten qualitativ hochwertige Bildinformationen zu rekonstruieren. Es gibt viele verschiedene Ansätze zur technischen Umsetzung, häufig basieren diese Algorithmen auf „Neuronalen Netzen“ (CNN)^{47,48}. AI-Denoising kann hierbei auf Bilddaten-Ebene oder auf Rohdatenebene stattfinden, je nach Modell und Hersteller, zusätzlich gibt es herstellerspezifische und herstellerunspezifische Rekonstruktionsalgorithmen⁴⁹.

Die Integration von AI-Denoising in die klinische Routine steht dabei noch am Anfang. Neben technischen Herausforderungen gilt es für AI-basierte Techniken, regulatorische und ethische Aspekte wie Transparenz, Erklärbarkeit und Validität zu berücksichtigen⁵⁰.

1.4.3 Vorteile und klinische Evidenz des AI-Denoising

Die Implementierung von AID in die medizinische Bildgebung könnte einen bedeutenden Fortschritt in der Optimierung der CT-Diagnostik darstellen. Insbesondere im Kontext der Low-Dose- und Ultra-Low-Dose-Bildgebung (ULD) konnten durch den Einsatz von Deep Learning-Algorithmen signifikante Verbesserungen der Bildqualität bei gleichzeitig reduzierter Strahlendosis erzielt werden. Mehrere Studien zeigen, dass AI-Denoising die subjektive Bildbewertung durch Radiologen verbessert, etwa durch klarere Konturen, geringeres Bildrauschen und gesteigerte diagnostische Sensitivität oder dass eine gleichbleibende Bildqualität bei reduzierter Dosis geliefert werden kann^{9,51,52}.

Auch objektive Bildqualitätsparameter wie das Rauschen und die CNR profitieren nachweislich von AI-basierten Verfahren, wobei AI-Denoising in zahlreichen Publikationen mindestens gleichwertige oder bessere Werte im Vergleich zu konventionellen iterativen Rekonstruktionsverfahren erzielte^{9,47}.

Ein weiterer Vorteil liegt in der höheren Konsistenz der Bildqualität über verschiedene Patientenkollektive hinweg, etwa bei adipösen Patienten oder bei sehr niedrigen Dosisniveaus. Hier zeigt sich, dass AI-Denoising auch unter suboptimalen Bedingungen zuverlässig hochwertige Bilder liefern kann⁵³. Dies könnte in großen Screening-Programmen für heterogene Patientenkollektive oder bei Verlaufskontrollen zur Dosisreduktion von Bedeutung sein.

Die Validierung neuer Denoising-Verfahren im klinischen Kontext erfolgt zunehmend durch prospektive, vergleichende Studien. Vor allem bei der Detektion von Lungennoduli zeigt AI-Denoising in mehreren Studien gleichwertige Ergebnisse zu etablierten Rekonstruktionsverfahren bei reduzierter Strahlendosis^{54,55}. Für die Diagnostik der Pneumonie zeigt eine monozentrische Studie von Klug et al. vergleichbare Ergebnisse von ULD-CT mit Denoising im Vergleich zur Standarddosis und bessere Ergebnisse zu ULD-CT ohne Denoising⁵⁶. Damit könnte die Technologie einen wichtigen Beitrag zur Strahlenhygiene und Patientensicherheit im klinischen Alltag leisten.

Nicht zuletzt ist auch die Integration der AI-Algorithmen in bestehende Workflows von Bedeutung: Mehrere Hersteller haben herstellerspezifische Denoising-Algorithmen entwickelt, um AID innerhalb der regulären Bildverarbeitungskette durchzuführen, ohne zusätzlichen manuellen Aufwand für das technische und radiologische Personal zu erzeugen⁵⁷.

1.4.4 Limitationen bisheriger AI-Studien und Bedeutung multizentrischer Validierung

Trotz vielversprechender Ergebnisse unterliegen bisherige Studien zum AI-Denoising wesentlichen Einschränkungen, die die Generalisierbarkeit der Resultate begrenzen. Ein Großteil der publizierten Arbeiten wurde monozentrisch

durchgeführt. Dies limitiert nicht nur die externe Validität der Ergebnisse, sondern erschwert auch eine standardisierte Übertragung auf andere Patientenkollektive und Gerätekonfigurationen⁵⁸.

Darüber hinaus fehlt es häufig an Transparenz in der Darstellung der zugrunde liegenden Trainingsdaten, was die Nachvollziehbarkeit der Resultate einschränkt. Viele Deep Learning-Modelle werden als „Black Boxes“ bezeichnet, da ihre Entscheidungsfindung für Anwender kaum nachvollziehbar ist. Dies erschwert nicht nur die klinische Implementierung, sondern stellt auch ein regulatorisches Hindernis dar – insbesondere im Hinblick auf Medizinproduktezulassungen⁵⁰.

Ein weiteres Problem stellt die eingeschränkte technische Vergleichbarkeit der eingesetzten Scanner und Protokolle dar. Die Bildqualität variiert je nach Hardware und Scanparametern⁵⁹. Zudem wurden von einigen Herstellern inzwischen herstellerspezifische Algorithmen entwickelt, die nicht auf andere Hersteller und häufig nicht auf ältere Geräte angewendet werden können. Damit kann eine multizentrische Validierung mit einem herstellerunspezifischen Algorithmus auf verschiedenen Gerätetypen und in unterschiedlichen Versorgungssettings einen entscheidenden Mehrwert schaffen. So ließe sich beurteilen, ob ein AI-basierter Denoising-Algorithmus robust gegenüber variierenden Bedingungen arbeitet und somit zuverlässig in der Breite eingesetzt werden kann⁶⁰.

Um eine breite Evaluierung des AID-Algorithmus zu ermöglichen, haben wir neben subjektiven und objektiven Bildqualitätsparametern zusätzlich die diagnostische Aussagekraft in einem klinischen Endpunkt – die Detektion von typischen pathologischen Mustern des Lungenparenchyms bei Patienten mit COVID-19 – systematisch evaluiert.

Diese Arbeit verfolgt das Ziel, die Leistungsfähigkeit von AI-Denoising anhand multizentrischer Daten von unterschiedlichen CT-Scannern systematisch zu untersuchen. Damit soll ein Beitrag zur Standardisierung und Validierung dieser Technologie geleistet werden – mit dem übergeordneten Ziel, Strahlenschutz,

Bildqualität und diagnostische Sicherheit im klinischen Alltag nachhaltig zu verbessern.

1.5 Strahlenschutz und Dosisreduktion in der CT

1.5.1 Grundlagen und Risiken ionisierender Strahlung

Die CT beruht auf der Anwendung ionisierender Strahlung zur Erzeugung hochauflösender Schnittbilder. Diese ionisierende Strahlung besitzt ausreichend Energie, um Elektronen aus der Atomhülle zu entfernen, was biologische Effekte auf zellulärer Ebene hervorrufen kann⁴³. Die damit verbundenen Risiken sind in der radiologischen Diagnostik vor allem stochastischer Natur. Dies bedeutet, dass die Wahrscheinlichkeit, eine maligne Erkrankung wie Leukämie oder solide Tumoren zu entwickeln mit zunehmender Strahlenexposition steigt, unabhängig von einer Schwellendosis⁴³. Deterministische Strahlenschäden wie Hautreaktionen oder Haarausfall, die ab bestimmten Grenzwerten auftreten, sind im Rahmen der Röntgen- und CT-Diagnostik bei korrekter Anwendung nicht zu erwarten⁶¹.

Die biologische Wirkung ionisierender Strahlung hängt von verschiedenen Faktoren ab, darunter die Strahlenart, die Energiedosis, das bestrahlte Volumen, die Art des Gewebes sowie Alter und Sensitivität des Patienten. Als besonders empfindlich gelten Kinder, Schwangere und junge Erwachsene sowie Patienten mit genetischen Tumorsyndromen. Verschiedene Gewebe zeigen eine unterschiedliche Sensibilität für ionisierende Strahlung, was im Gewebewichtungsfaktor (w_T) berücksichtigt wird⁶². Ebenso variiert die biologische Wirkung ionisierender Strahlung stark je nach Strahlenart (α -Strahlung, β -Strahlung, γ -Strahlung, Neutronen). Dies spiegelt sich im Strahlungswichtungsfaktor (w_R) wider⁴⁴.

Vor diesem Hintergrund ist der Strahlenschutz ein zentrales Prinzip in der radiologischen Diagnostik. Die Grundsätze des Strahlenschutzes folgen dem ALARA-Prinzip („As Low As Reasonably Achievable“) und beinhalten in der CT

die Rechtfertigung der Untersuchung, die Optimierung des Untersuchungsprotokolls sowie die Verbesserung der Bildqualität mittels Nachbearbeitung⁶³. Moderne CT-Systeme bieten verschiedene Möglichkeiten zur Dosisreduktion: automatische Röhrenstrommodulation, spektrale Filterung, iterative Rekonstruktion und zunehmend AI-basierte Bildoptimierung. Für Letztere gibt es zunehmende Evidenz, dass eine signifikante Dosisreduktionen bei gleichzeitig hoher diagnostischer Bildqualität erreicht werden kann^{8,9,51}.

In Anbetracht der steigenden CT-Fallzahlen weltweit und der relevanten Strahlenbelastung durch die CT, hat der Strahlenschutz in diesem Bereich der radiologischen Diagnostik eine besondere Bedeutung. Die CT ist in Deutschland eine breit etablierte Untersuchungsmethode und ist laut Bundesamt für Strahlenschutz (BfS) für etwa 10% aller Untersuchungen mit ionisierender Strahlung verantwortlich. Zum Zeitpunkt der letzten großflächigen Erhebung 2018 war die CT-Diagnostik ursächlich für ca. 68% der applizierten effektiven Dosis an Röntgenstrahlung⁶⁴. Zwischen 2007 und 2016 wurde eine Zunahme der CT-Untersuchungen um ca. 45% verzeichnet und dadurch begleitend ein Anstieg der mittleren effektiven Dosis pro Einwohner von ca. 1,4 auf 1,6 mSv pro Jahr⁶⁴. Die Entwicklung und Validierung von Low-Dose-Protokollen, unterstützt durch moderne Rekonstruktionsverfahren, ist somit essenziell für eine patientenschonende Bildgebung.

1.5.2 Wichtige Begriffe der Dosimetrie

Zur quantitativen Bewertung der Strahlenexposition in der Computertomographie dienen standardisierte Dosismaße, die unterschiedliche Aspekte der Strahlenbelastung abbilden.

Der Computertomographie-Dosisindex (CTDI) ist ein Maß für die Strahlendosis in einer standardisierten Phantomumgebung. Er beschreibt die mittlere Dosis innerhalb einer Schicht und wird in Milligray (mGy) angegeben. Der CTDI_{vol} berücksichtigt zusätzlich die Geometrie des Strahlenbündels und des Patienten und stellt den volumenbezogenen Mittelwert dar⁶⁵.

Ein weiteres zentrales Maß ist das Dosis-Längen-Produkt (DLP), das aus dem Produkt von CTDI_{vol} und der Scanlänge berechnet wird. Es gibt die gesamte applizierte Dosis entlang der untersuchten Körperregion an und wird in mGy*cm angegeben. Das DLP erlaubt eine genauere Einschätzung der Exposition im klinischen Kontext, da es sowohl die Dosisintensität als auch das bestrahlte Volumen berücksichtigt⁶³.

Die effektive Dosis (E_{eff}) wird in Millisievert (mSv) angegeben und ist ein gewichteter Summenwert, der das unterschiedliche Strahlenrisiko einzelner Organe berücksichtigt. Die effektive Dosis ist mehr als grobe Einschätzung bezüglich der biologischen Strahlenwirkung zu betrachten, da methodisch ein mathematisches Modell auf Grundlage eines „Standardkörpers“ gemittelt über alle Altersgruppen und Geschlechter verwendet wird⁶³.

Diese Dosisparameter dienen nicht nur der internen Qualitätskontrolle, sondern sind auch Grundlage für regulatorische Grenzwerte, Vergleichsstudien und Dosisoptimierungsstrategien⁶¹. Im Rahmen von Low-Dose-Protokollen ist die gezielte Dosisreduktion bei gleichzeitiger Sicherstellung diagnostischer Qualität von zentraler Bedeutung.

1.5.3 Objektive Bildqualitätsparameter

Die Bewertung der Bildqualität in der Computertomographie erfolgt neben subjektiven Kriterien zusätzlich auf Basis quantitativer, objektiv messbarer Parameter. Zu den wichtigsten Kennzahlen zählen die CT-Dichtewerte in Hounsfield-Einheiten (HU), das Rauschen (Noise) und die CNR⁶⁶.

Der CT-Wert ist ein dimensionsloser, normierter Wert, der auf der Abschwächung von Röntgenstrahlen basiert. Wasser hat definitionsgemäß einen CT-Wert von 0 HU und Luft von -1000 HU⁶⁷. Kortikaler Knochen als dichtestes Gewebe im Körper erreicht typischerweise Werte >1000 HU. CT-Dichtewerte erlauben die Differenzierung von Gewebearten und pathologischen Veränderungen, etwa bei der Differenzierung von Flüssigkeitskolektionen oder Tumoren⁴⁴.

Das Rauschen (Noise) in der CT-Bildgebung bezeichnet statistische Schwankungen der detektierten Signalintensitäten, die primär durch die stochastische Natur der Röntgenphotonenentstehung und -detektion entstehen. Es wird durch die Standardabweichung (SD) der CT-Werte vom Mittelwert innerhalb eines Messbereichs („region of interest“, ROI) beschrieben⁶⁸.

Die CNR in der CT-Bildgebung quantifiziert den Kontrast zweier Gewebetypen relativ zum Bildrauschen. Eine höhere CNR weist auf eine bessere Differenzierbarkeit von Strukturen hin und ist entscheidend für die diagnostische Aussagekraft, z. B. bei der Detektion von Lungennoduli⁶⁹.

Die Anwendung objektiver Bildqualitätsparameter erlaubt eine standardisierte Beurteilung und einen validen Vergleich zwischen unterschiedlichen Rekonstruktionsalgorithmen. Insbesondere die Messung der Dichtewerte ist ein entscheidender Anhaltspunkt dafür, dass durch Rekonstruktionsalgorithmen keine Verfälschung der Bildinformation stattfindet.

1.6 Zielsetzung der Arbeit

1.6.1 Evaluation der Bildqualität eines AI-basierten Denoising-Algorithmus

Ziel dieser Arbeit ist die systematische Evaluation eines herstellerunspezifischen, Deep Learning-basierten Denoising-Algorithmus zur Bildrekonstruktion in der Thorax-CT. Insbesondere soll untersucht werden, ob dieses moderne Verfahren in der Lage ist, Bildrauschen bei reduzierter Strahlendosis effektiv zu minimieren und gleichzeitig eine klinisch verwertbare Bildqualität sicherzustellen. Als Goldstandard dient die iterative Rekonstruktion zum Vergleich. Der Fokus liegt sowohl auf der Bewertung der subjektiven Bildqualität durch erfahrene Radiologen als auch auf objektiven Bildqualitätsparametern wie dem Rauschen, der CNR und der Homogenität der CT-Dichtewerte.

1.6.2 Multizentrische und multiscanner-basierte Validierung

Ein besonderer Schwerpunkt liegt auf der breiten technischen und klinischen Validierung des eingesetzten AID-Algorithmus. Um die externe Validität der Ergebnisse sicherzustellen, erfolgt die Analyse auf Basis multizentrisch erhobener CT-Daten, die aus unterschiedlichen radiologischen Einrichtungen und von verschiedenen Scanner-Modellen stammen. Dadurch soll die Robustheit des Algorithmus gegenüber variablen Scanparametern, Gerätetypen und Patientenkollektiven überprüft werden. Ziel ist es, die Generalisierbarkeit der Ergebnisse auf verschiedene klinische Settings nachzuweisen.

1.6.3 Bewertung der diagnostischen Zuverlässigkeit bei reduzierter Strahlendosis

Darüber hinaus soll die Arbeit die Auswirkungen der AI-gestützten Rekonstruktion auf die diagnostische Aussagekraft untersuchen. Neben der technischen Bildqualität wird die klinische Verwertbarkeit der rekonstruierten CT-Bilder bewertet, insbesondere im Hinblick auf die Detektion von bildmorphologischen Zeichen einer Pneumonie.

Unsere Hypothese ist, dass mittels AI-Denoising eine diagnostisch gleichwertige oder überlegene Bildqualität trotz deutlich reduzierter Strahlendosis erzielt werden kann. Langfristiges Ziel ist die Etablierung von Low-Dose-CT-Protokollen, die durch den Einsatz künstlicher Intelligenz in der Bildrekonstruktion eine für den Patienten schonendere, aber gleichzeitig diagnostisch verlässliche Bildgebung ermöglichen.

2 Material und Methoden

Der folgende Abschnitt wurde zur Publikation eingereicht bei: European Radiology, Springer Nature (Mader M et al., unpublizierte Daten, 2025).

2.1 Studiendesign und Patientenpopulation

Diese retrospektive, multizentrische Studie wurde mit einer Ausnahmegenehmigung für die Notwendigkeit einer informierten Zustimmung von allen lokalen institutionellen Ethikkommissionen genehmigt, Projektnummern der lokalen Tübinger Ethikkommission: #167/2022BO2 und #799/2020BO2. Die Studie entsprach den ethischen Grundsätzen der Deklaration von Helsinki, sowohl in der ursprünglichen Fassung von 1964 als auch in der Revision von 2013.

2.1.1 Auswahl der Patienten

Der Patienteneinschluss wurde an jedem einzelnen Studienort gesondert durchgeführt. Berücksichtigt wurden erwachsene Patienten mit Symptomen einer unteren Atemwegsinfektion, bei denen zur weiteren Abklärung eine native Thorax-CT-Untersuchung durchgeführt wurde. Zusätzlich mussten die Patienten innerhalb eines Zeitfensters von maximal 72 Stunden vor der CT-Untersuchung ein positives PCR-Testergebnis auf COVID-19 aufweisen. In Fällen, in denen mehrere CT-Untersuchungen in diesem Zeitrahmen durchgeführt wurden, wurde die Untersuchung mit dem kürzesten Abstand zur Krankenhausaufnahme des Patienten gewählt.

2.1.2 Datenerhebung

Die biometrischen Daten, einschließlich Geschlecht und Alter zum Zeitpunkt der Untersuchung, wurden der Krankenakte der Patienten entnommen. Für den Vergleich der Strahlenbelastung zwischen den teilnehmenden Zentren wurden die CTDIvol- und DLP-Werte aus den Dosisberichten der CT-Untersuchungen dokumentiert.

2.1.3 Datenzentralisierung und Screening

Alle in Frage kommenden Untersuchungen wurden zur weiteren Verarbeitung datenschutzkonform an einen zentralen Standort (Standort 3) übermittelt. An Standort 3 wurden die übertragenen Daten einem ersten Screening-Prozess unterzogen. Untersuchungen, die starke Bewegungs-/Atemartefakte, postoperative Veränderungen oder unvollständige Daten aufwiesen, wurden von der Studie ausgeschlossen.

2.1.4 Standardisierung der Daten

Um die Vergleichbarkeit zwischen den verbleibenden Untersuchungen zu gewährleisten, wurden der anterior-posteriore und der laterale Durchmesser des Thorax in der breitesten Ebene gemessen. Aus diesen Messungen wurde für jeden Patienten ein effektiver Durchmesser (ED) berechnet⁷⁰. Der ED wurde anschließend zur Berechnung der „größenspezifischen Dosisabschätzung“ (size-specific dose estimate, SSDE in mGy) des Patienten verwendet⁷¹. Diese bietet eine bessere Vergleichbarkeit von Dosiswerten, da der Patientendurchmesser im Untersuchungsgebiet als relevanter Dosisfaktor einbezogen wird.

2.1.5 Paarweise Zuordnung der Patienten

Um den Unterschieden in der Technologie und den Untersuchungsprotokollen der CT-Scanner in den verschiedenen Zentren Rechnung zu tragen, wurden die Patienten auf der Grundlage ihrer SSDE-Werte einander zugeordnet. Die zugrundeliegende Annahme war, dass Patienten mit vergleichbarem SSDE eine vergleichbare Bildqualität aufweisen würden, selbst wenn die Untersuchungen mit verschiedenen CT-Scannern und unterschiedlicher Dosis durchgeführt wurden. Patienten, die nicht zugeordnet werden konnten, wurden aus dem endgültigen Datensatz ausgeschlossen.

2.1.6 Endgültiger Datensatz und Analyse

Der endgültige Datensatz, bestehend aus Patienten, die alle Einschlusskriterien erfüllten und erfolgreich mit Patienten der anderen Standorte gematcht werden

konnten, wurde für die anschließende Nachbearbeitung der Bilddaten sowie die Analyse der Bildqualität und diagnostischen Verwertbarkeit verwendet.

2.1.7 Bildakquisition und Rekonstruktionsparameter

Alle Thorax-CT-Scans an den verschiedenen Standorten wurden einheitlich ohne Kontrastmittel durchgeführt, um einen möglichen Confounder im Bildgebungsprotokoll zu eliminieren. Zur Verbesserung der Bildqualität und Reduzierung der Strahlenbelastung der Patienten wurden in der Initialbildgebung an allen Standorten iterative Rekonstruktionstechniken eingesetzt, die in der modernen CT-Bildgebung aufgrund der besseren Bildqualität zum Standard geworden sind. Es gab jedoch Unterschiede in den spezifischen Bildaufnahme- und Rekonstruktionsparametern zwischen den Standorten, die an die örtlichen technischen Gegebenheiten angepasst sind.

An Standort 3 umfasste das Scan-Protokoll die Verwendung einer automatischen Modulation von Röhrenspannung (in Kilovolt, kV) und Röhrenstrom (in Milliampere-Sekunden, mAs). Diese Einstellung passt die Strahlendosis dynamisch an den Durchmesser des Patienten und den Scanbereich an und optimiert so das Gleichgewicht zwischen Bildqualität und Strahlenexposition. Im Gegensatz hierzu wurde an Standort 1 und 2 eine feste kV-Einstellung von 120 kV für alle Scans und lediglich eine Röhrenstrommodulation angewendet.

Detaillierte, standortspezifische Parameter bezüglich Bildaufnahme und Bildrekonstruktion sowie der verwendeten technischen Ausrüstung sind in Tabelle 1 aufgeführt.

Zusätzlich zur Standarduntersuchung wurde für jeden Datensatz eine Simulation von Niedrigdosisbildern durchgeführt, um das Potenzial für eine Dosisreduktion und die Performance des AID zu analysieren. Dies wurde durch die Addition synthetischer Noise-Sinogramme zu den Standard-CT-Daten erzielt, wodurch insgesamt der Eindruck einer reduzierten Strahlendosis simuliert wird⁷². Mit diesem Zwischenschritt wurden Niedrigdosisbilder äquivalent zu 50% und 25% der ursprünglichen mAs-Werte erstellt. Der Simulationsprozess wurde bereits im

Tiermodell mit echten Niedrigdosisuntersuchungen verglichen und konnte bis 25% eine gute Vergleichbarkeit aufweisen⁷³. Dieser Ansatz kann in der CT-Forschung zur Strahlenreduktion von entscheidender Bedeutung sein, da er die Bewertung der Bildqualität und diagnostischen Genauigkeit unter verschiedenen Dosisbedingungen ermöglicht, ohne dass zusätzliche Patientenscans und damit eine unnötige Strahlenexposition erforderlich sind.

Nach der Simulation der Niedrigdosisbilder wurde jeder Datensatz mit einem Denoising-Algorithmus auf Bilddaten-Ebene nachbearbeitet. Diese Rauschunterdrückung wurde mit der kommerziell erhältlichen, auf Deep Learning basierenden Rekonstruktionslösung, ClariAce Version 1.0.2 (entwickelt von ClariPi Inc., Seoul, Südkorea), durchgeführt. Die Einstellungen für diesen Denoising-Prozess wurden über alle Datensätze hinweg standardisiert, wobei die Parameter für Kontrastverstärkung und Rauschvermischung auf einen Wert von 0 festgelegt wurden. Dies stellte sicher, dass der Effekt der Rauschunterdrückung ausschließlich auf die Reduzierung des Rauschens konzentriert war, ohne den inhärenten Kontrast der Bilder zu verändern. Durch die Anwendung dieser AI-basierten Denoising-Technik ergaben sich insgesamt sechs verschiedene Datensätze je Patient, die die Grundlage für die anschließende Bewertung der Bildqualität und Analysen darstellen.

2.2 Subjektiver Bildqualitätsvergleich

Um die subjektive Bildqualität zu bewerten, verwendeten wir ein Paired-Comparison-Setup, das aus einem gekoppelten Referenzdatensatz und einem Bewertungsdatensatz bestand. Diese Methodik ermöglichte einen direkten Vergleich zwischen verschiedenen Bildgebungsparametern und Rekonstruktionstechniken. Ein unabhängiges Mitglied des Forschungsteams, das nicht an der subjektiven Bildqualitätsanalyse beteiligt war, erstellte alle möglichen Kombinationen für jeden Patienten. Diese Kombinationen berücksichtigten die unterschiedlichen Strahldosen (100%, 50% und 25%) sowie die Rekonstruktionsmodi (IR und AID). Diese Verblindung stellte sicher, dass der Vergleich unvoreingenommen war und eine solide Grundlage für die

Bewertung der Auswirkungen unterschiedlicher Strahlendosen und Rekonstruktionsmodi auf die wahrgenommene Bildqualität bot.

Die subjektive Bildqualitätsbewertung wurde im Konsens von zwei Radiologen mit fünf und sieben Jahren Erfahrung in der Thoraxbildgebung durchgeführt. Diese Radiologen waren verblindet in Bezug auf die spezifischen Parameter der Datensätze und führten die Beurteilung aller 360 Datensätze durch. Während der Bewertung wurde der Referenzdatensatz auf der linken Seite des Bildschirms angezeigt, während der Bewertungsdatensatz auf der rechten Seite gezeigt wurde. Die Radiologen verwendeten ein numerisches Bewertungssystem, bei dem -1 bedeutete, dass der Bewertungsdatensatz dem Referenzdatensatz unterlegen war, 0 bedeutete keinen Unterschied, und 1 bedeutete, dass der Bewertungsdatensatz dem Referenzdatensatz überlegen war.

Um eine konsistente und optimale Bewertung zu gewährleisten, wurden alle Bilder zunächst im Lungenfenster dargestellt, mit einem Zentrum von -400 HU und einer Breite von 1600 HU. Den Radiologen war es jedoch erlaubt, die Fenstereinstellungen während ihrer Überprüfung anzupassen. Dieser methodische Ansatz lieferte Einblicke in die subjektiven Qualitätsunterschiede zwischen verschiedenen Rekonstruktionstechniken und Strahlendosisniveaus.

2.3 Objektiver Bildqualitätsvergleich

Um einen objektiven Vergleich der Bildqualität über verschiedene Rekonstruktionsmethoden und Strahlendosisstufen hinweg durchzuführen, analysierten wir alle entsprechenden Serien für jeden Patienten (100% IR, 50% IR, 25% IR, 100% AID, 50% AID und 25% AID). Zur Analyse nutzten wir die Open-Source Software ImageJ-Distribution FIJI (Version 1.53k, entwickelt von Wayne Rasband, National Institutes of Health-NIH, Maryland, USA), welche diverse Werkzeuge für die quantitative Bildanalyse bietet.

Jeder Datensatz eines Patienten wurde parallel in FIJI geladen, wobei alle Serien auf identische Positionen entlang der z-Achse ausgerichtet und verknüpft wurden. Dieser sorgfältige Ausrichtungsprozess war entscheidend, um die

intraindividuelle Vergleichbarkeit sicherzustellen und somit Unterschiede objektiver Parameter, die auf unterschiedliche Strahlendosen und Rekonstruktionstechniken zurückzuführen sind, genau bewerten zu können.

Der 100% IR-Datensatz wurde als Referenzstandard für diese Analyse verwendet. Zur objektiven Bewertung der Bildqualität wurden drei nicht überlappende ROIs pro Lokalisation und Seite jeweils im paraspinalen Muskelgewebe und subkutanen Fettgewebe ausgewählt. Jede ROI wurde mit einer kreisförmigen Fläche von 1 cm² festgelegt und der Prozess über fünf aufeinanderfolgende Schichten wiederholt, um eine umfassende Abdeckung zu gewährleisten und Stichprobenverzerrungen zu minimieren.

FIJI übertrug diese ROIs automatisch auf alle fünf weiteren Serien eines Patienten, wodurch eine konsistente Messung der mittleren CT-Werte in HU und deren Standardabweichungen in jeder ROI ermöglicht wurde. Die Standardabweichung der CT-Werte wurde als Indikator für das Bildrauschen verwendet und lieferte ein quantitatives Maß dafür, wie stark die Dichtewerte in den ausgewählten Regionen schwankten.

Darüber hinaus wurde die CNR mit der folgenden Formel berechnet:

$$CNR = \frac{\text{Mittelwert (HU Muskel)} - \text{Mittelwert (HU Fett)}}{\text{Mittelwert (Rauschen Muskel und Fett)}}$$

Diese Berechnung lieferte eine robuste Metrik zur objektiven Bewertung des Gewebekontrasts im Verhältnis zum Hintergrundrauschen und bot Einblicke in die Wirksamkeit verschiedener Bildgebungsprotokolle zur Erhaltung der diagnostischen Bildqualität.

2.4 Vergleich der Pathologiemanifestations-Scores

Um den klinischen Nutzen der unterschiedlichen Rekonstruktionsmethoden und Strahlendosisniveaus zu bewerten, führten wir eine radiologische Befundung durch, die sich auf die Einschätzung des Ausmaßes von vier typischen pathologischen Befunden konzentrierte. Diese Befunde umfassten

Milchglastrübungen, Konsolidierungen, Nodularitäten und Retikulationen, die in ihrem Auftreten und ihrer Verteilung wichtige Indikatoren für die Diagnose und Verlaufsüberwachung verschiedener pulmonaler Erkrankungen darstellen. Um diese pathologischen Manifestationen zu quantifizieren, nutzten wir ein semiquantitatives Scoringsystem. Dieses System verwendete eine fünfstufige Skala, um das Ausmaß jeder Pathologie innerhalb der Lungenlappen zu kategorisieren, wobei die Skala von 0 (nicht vorhanden) bis 4 reichte (1 für >0 bis 25%, 2 für >25-50%, 3 für >50-75% und 4 für >75-100%). Bestimmte Pathologien konnten auch parallel im gleichen Areal auftreten, z. B. Milchglastrübungen und Retikulationen als sogenanntes „crazy paving“-Muster.

Die Bewertung erfolgte durch zwei erfahrene Radiologen mit 5 und 7 Jahren Erfahrung in der Thoraxbildgebung, die die Scores im Konsens vergaben, um individuelle Verzerrungen zu minimieren. Jeder Datensatz wurde für sich befundet. Beide Radiologen waren hinsichtlich des Rekonstruktionsmodus und der Strahlendosis für jeden Datensatz verblindet, um eine unabhängige Befundung zu gewährleisten. Dieser Ansatz ermöglichte es uns, systematisch den Einfluss verschiedener Bildgebungsprotokolle auf die Diagnostik pathologischer Lungenbefunde zu vergleichen.

2.5 Statistische Analyse

Um die Robustheit unserer Ergebnisse sicherzustellen, führten wir eine umfassende Post-hoc-Sensitivitätsanalyse mit der Statistiksoftware G*Power (Version 3.1.9.7, entwickelt von Franz Faul an der Universität Kiel, Kiel, Deutschland) durch⁷⁴. Diese Analyse wurde genutzt, um die in unserem Studiendesign erreichte statistische Power zu quantifizieren und die minimale Effektgröße zu bestimmen, die als signifikanter Unterschied erkannt werden kann. Wir setzten das Signifikanzniveau (α) auf 0,05 und die Power ($1-\beta$) auf 0,95, als typische Standardparameter, um sicherzustellen, dass die Studie ausreichend Power hat, um signifikante Unterschiede zu erkennen. Unsere Gesamtstichprobe bestand aus 360 Datensätzen, die in sechs Gruppen unterteilt waren, basierend auf verschiedenen Kombinationen von Rekonstruktionsmodi

und Strahlendosen, wobei jede Gruppe fünf Messungen durchlief. Wir gingen von einer Korrelation von 0,5 zwischen den wiederholten Messungen aus und wendeten einen Nonsphäritätskorrekturfaktor (ϵ) von 1 an. Diese Sensitivitätsanalyse gab uns die Sicherheit, dass unsere Studie ausreichend Power hatte, um selbst kleine Unterschiede zwischen den Gruppen zu erkennen und die Zuverlässigkeit und Validität unserer Ergebnisse sicherstellte.

Weitere statistische Analysen und Datenvisualisierungen wurden mit GraphPad Prism, Version 10.2.3 für Windows (GraphPad Software, San Diego, Kalifornien, USA) durchgeführt. Um die Verteilung unserer Daten zu beurteilen, verwendeten wir den Shapiro-Wilk-Test, der besonders für kleine bis mittelgroße Stichproben geeignet ist. Normal verteilte Variablen wurden als Mittelwert \pm Standardabweichung (SD) ausgedrückt, während nicht normal verteilte Variablen als Medianwerte zusammen mit ihrem Interquartilsabstand (IQR) dargestellt wurden, um eine präzise Zusammenfassung der Daten zu bieten.

Für die Datenanalyse verwendeten wir ein Mixed-Effects-Modell, das sich besonders für die Komplexität unseres Studiendesigns eignet, insbesondere wenn es sich um wiederholte Messungen in mehreren Gruppen handelt. In Fällen, in denen die Sphäritätsannahme nicht zutraf, wendeten wir die Greenhouse-Geisser-Korrektur an, um die Freiheitsgrade anzupassen und die Genauigkeit unserer statistischen Schlussfolgerungen zu gewährleisten. Da unser Studienkollektiv SSDE-gematchte Patienten von drei verschiedenen Standorten umfasste, wurden diese als gepaarte Stichproben behandelt, um standortspezifische Unterschiede zu berücksichtigen. Die verschiedenen Kombinationen von Rekonstruktionsmodi und Strahlendosisniveaus wurden als wiederholte Messungen behandelt, was es uns ermöglichte, die Konsistenz unserer Ergebnisse unter verschiedenen Bedingungen zu bewerten.

Um den potenziellen Anstieg des Typ-I-Fehlers bei Mehrfachvergleichen zu kontrollieren, wendeten wir die Tukey-Korrektur an. Diese Methode eignet sich gut, um alle möglichen Mittelwertpaare zu vergleichen und gleichzeitig die familienbezogene Fehlerrate bei Mehrfachvergleichen zu kontrollieren, was die

Zuverlässigkeit unserer Ergebnisse erhöht. In allen unseren Analysen wurde ein adjustierter p-Wert von $\leq 0,05$ als statistisch signifikant betrachtet.

3 Ergebnisse

Der folgende Abschnitt wurde zur Publikation eingereicht bei: European Radiology, Springer Nature (Mader M et al., unpublizierte Daten, 2025).

3.1 Patientenpopulation

Insgesamt wurden 168 CT-Scans in die ursprüngliche Studienpopulation aufgenommen, verteilt auf drei verschiedene Standorte: Standort 1 stellte 90 Scans zur Verfügung, Standort 2 lieferte 26 Scans und Standort 3 trug 52 Scans bei. In der ersten Phase der Datenauswertung führten wir eine strenge Anwendung von Ausschlusskriterien durch, um die Qualität und Vollständigkeit der Daten sicherzustellen. Insgesamt wurden 16 CT-Scans von der weiteren Verarbeitung ausgeschlossen. Die Ausschlüsse waren gleichmäßig über die Standorte verteilt, mit sechs ausgeschlossenen Scans von Standort 1, sechs von Standort 2 und vier von Standort 3. Ein Patient von Standort 1 war im Zustand nach Lobektomie, sodass postoperative Veränderungen die Bildanalyse beeinträchtigt hätten. Fünf Patienten von Standort 1, drei von Standort 2 und zwei von Standort 3 wurden wegen starken Bewegungs- oder Atemartefakten ausgeschlossen, sodass eine sinnvolle Auswertung der Bilddaten nicht möglich war. Zusätzlich mussten drei Patienten von Standort 2 und zwei Patienten von Standort 3 wegen unvollständiger Daten ausgeschlossen werden.

Nach diesem ersten Ausschluss wurden die verbleibenden 152 CT-Scans – 84 von Standort 1, 20 von Standort 2 und 48 von Standort 3 – für die paarweise Zuordnung über das SSDE zusammengeführt. Die SSDE-Anpassung ist ein wichtiger Schritt, um die Vergleichbarkeit der Strahlendosis bei verschiedenen Patienten zu standardisieren und eine Vergleichbarkeit von Bildqualität und diagnostischer Verwertbarkeit zu ermöglichen. Nach dem SSDE-Matching wurden 92 CT-Scans (64 von Standort 1 und 28 von Standort 3) ausgeschlossen, da für diese keine geeigneten Paarungen mehr vorhanden waren.

Somit wurden insgesamt 60 gematchte Patienten, jeweils 20 von jedem Standort, in die Studie zur weiteren Nachbearbeitung und Analyse eingeschlossen. Diese endgültige Kohorte umfasste 44 Männer (73,3%) und 16 Frauen (26,7%), das Alter betrug 63 ± 15 Jahre. Durch das Matching des SSDE bestanden in Bezug auf das SSDE keine signifikanten Unterschiede in den Studienpopulationen. Für jeden dieser 60 Patienten wurden aus dem Standarddosis-CT (100% IR) weitere Niedrigdosis-Datensätze in den Dosisstufen 50% (50% IR) und 25% (25% IR) generiert. Darüber hinaus wurden AID-Rekonstruktionen auf diese Datensätze angewendet, wodurch ein zusätzlicher Datensatz pro Strahlendosis für jeden Patienten hinzugefügt wurde (100% AID, 50% AID, 25% AID). Dieser Prozess führte zur Erstellung von insgesamt 360 Datensätzen für die Analyse. Die im Rahmen der Studie durchgeführte Post-hoc-Sensitivitätsanalyse ergab eine minimale Effektgröße von $f = 0,09$, was für eine hohe Sensitivität und Robustheit des Studienaufbaus spricht. Detaillierte Informationen über unsere Studienpopulation und die standortspezifischen Bildakquisitionsparameter werden in Tabelle 1 dargestellt. Studienablauf sowie Ein- und Ausschluss der Patienten sind in Abbildung 1 visualisiert.

Tabelle 1: Studienpopulation, Bildakquisitions- und -rekonstruktionsparameter

AP = anterior-posteriorer Durchmesser (cm); LAT = lateraler Durchmesser (cm); ED = effektiver Durchmesser (cm); n = Patientenzahl; CTDI_{vol} = volume Computed Tomography Dose Index (mGy); DLP = Dosis-Längen-Produkt (mGy*cm); SSDE = size-specific dose estimate (mGy); Schichtdicke und Inkrement (mm); SP1, Bf37, Bf40 = herstellereigene mittelweiche Faltungskerne; IMR1, SAFIRE, ADMIRE 2 = herstellereigene iterative Rekonstruktionsalgorithmen

	Dosis	Standort 1			Standort 2			Standort 3			Gesamt	
		Weiblich	Männlich	Gesamt	Weiblich	Männlich	Gesamt	Weiblich	Männlich	Gesamt		
Population	n	6	14	20	5	15	20	5	15	20	60	
	Alter	55 ± 15	66 ± 15	62 ± 15	71 ± 9	65 ± 14	66 ± 13	59 ± 16	62 ± 16	61 ± 16	63 ± 15	
	AP	25,15 ± 1,28	26,86 ± 2,43	26,35 ± 2,26	26,98 ± 3,07	27,79 ± 2,60	27,59 ± 2,66	25,46 ± 2,45	26,43 ± 2,43	26,19 ± 2,41	26,71 ± 2,49	
	LAT	36,73 ± 1,78	37,49 ± 3,18	37,27 ± 2,80	39,18 ± 3,40	37,61 ± 4,11	38,00 ± 3,92	36,36 ± 5,16	37,00 ± 3,41	36,84 ± 3,77	37,37 ± 3,51	
	ED	30,38 ± 1,17	31,72 ± 2,62	31,32 ± 2,34	32,50 ± 3,11	32,29 ± 2,93	32,34 ± 2,89	30,37 ± 3,14	31,24 ± 2,48	31,02 ± 2,60	31,56 ± 2,64	
Bildakquisitionsparameter	Gerät	Philips IQon Spectral			Siemens SOMATOM Definition AS			Siemens SOMATOM Force				
	kV (n)	90						2	5	7	7	
		100						1	5	6	6	
		110						2	0	2	2	
		120	6	14	20	5	15	20		5	5	44
	mAs	100%	35,83 ± 4,12	66,14 ± 35,60	57,05 ± 32,78	75,40 ± 51,96	87,53 ± 70,97	84,50 ± 65,64	156,20 ± 63,31	144,93 ± 37,85	147,75 ± 43,87	96,43 ± 61,81
		50%	17,92 ± 2,06	33,07 ± 17,80	28,53 ± 16,39	37,70 ± 25,98	43,77 ± 35,48	42,25 ± 32,82	78,10 ± 31,65	72,47 ± 18,93	73,88 ± 21,94	48,22 ± 30,90
		25%	8,96 ± 1,03	16,54 ± 8,90	14,26 ± 8,20	18,85 ± 12,99	21,88 ± 17,74	21,13 ± 16,41	39,05 ± 15,83	36,23 ± 9,46	36,94 ± 10,97	24,11 ± 15,45
	Pitchfaktor		1,014			1,2			1,2			
	Rotationszeit		0,75 s			0,5 s			0,5 s			
	Kollimation		64 x 0,625 mm			64 x 0,6 mm			96 x 0,6 mm			
	CTDI _{vol}	100%	3,28 ± 0,41	5,70 ± 2,88	4,98 ± 2,65	5,92 ± 2,66	5,19 ± 2,99	5,38 ± 2,86	5,49 ± 4,05	5,36 ± 3,23	5,38 ± 2,92	5,25 ± 2,92
		50%	1,64 ± 0,21	2,85 ± 1,44	2,49 ± 1,33	2,96 ± 1,33	2,60 ± 1,50	2,69 ± 1,43	2,74 ± 2,02	2,68 ± 1,62	2,69 ± 1,46	2,62 ± 1,46
		25%	0,82 ± 0,10	1,43 ± 0,72	1,24 ± 0,66	1,48 ± 0,67	1,30 ± 0,75	1,34 ± 0,72	1,37 ± 1,01	1,34 ± 0,81	1,34 ± 0,73	1,31 ± 0,73
	DLP	100%	115,87 ± 14,75	226,19 ± 116,73	193,09 ± 109,87	159,98 ± 114,55	151,15 ± 140,77	153,36 ± 131,83	220,06 ± 128,12	258,98 ± 140,50	153,36 ± 130,19	198,57 ± 130,19
50%		57,93 ± 7,37	113,09 ± 58,37	96,55 ± 54,93	79,99 ± 57,27	75,58 ± 70,38	76,68 ± 65,91	110,03 ± 64,06	129,49 ± 70,25	76,68 ± 65,10	99,28 ± 65,10	
25%		28,97 ± 3,69	56,55 ± 29,18	48,27 ± 27,47	40,00 ± 28,64	37,79 ± 35,19	38,34 ± 32,96	55,02 ± 32,03	64,75 ± 35,12	38,34 ± 32,55	49,64 ± 32,55	
SSDE	100%	3,95 ± 0,46	6,48 ± 3,14	5,72 ± 2,87	6,79 ± 3,61	5,70 ± 2,90	5,97 ± 3,03	6,25 ± 3,63	6,06 ± 3,10	5,97 ± 2,97	5,93 ± 2,97	
	50%	1,98 ± 0,23	3,24 ± 1,57	2,86 ± 1,43	3,39 ± 1,80	2,85 ± 1,45	2,99 ± 1,51	3,13 ± 1,81	3,03 ± 1,55	2,99 ± 1,48	2,97 ± 1,48	
	25%	0,99 ± 0,11	1,62 ± 0,79	1,43 ± 0,72	1,70 ± 0,90	1,43 ± 0,73	1,49 ± 0,76	1,56 ± 0,91	1,52 ± 0,77	1,49 ± 0,74	1,48 ± 0,74	
Rekonstruktionsparameter	Kernel		SP1			Bf37			Bf40			
	Rekonstruktionsmodus		IMR1			SAFIRE			ADMIRE 2			
	Schichtdicke		1,5			1,5			1,5			
	Inkrement		0,75			1			1			

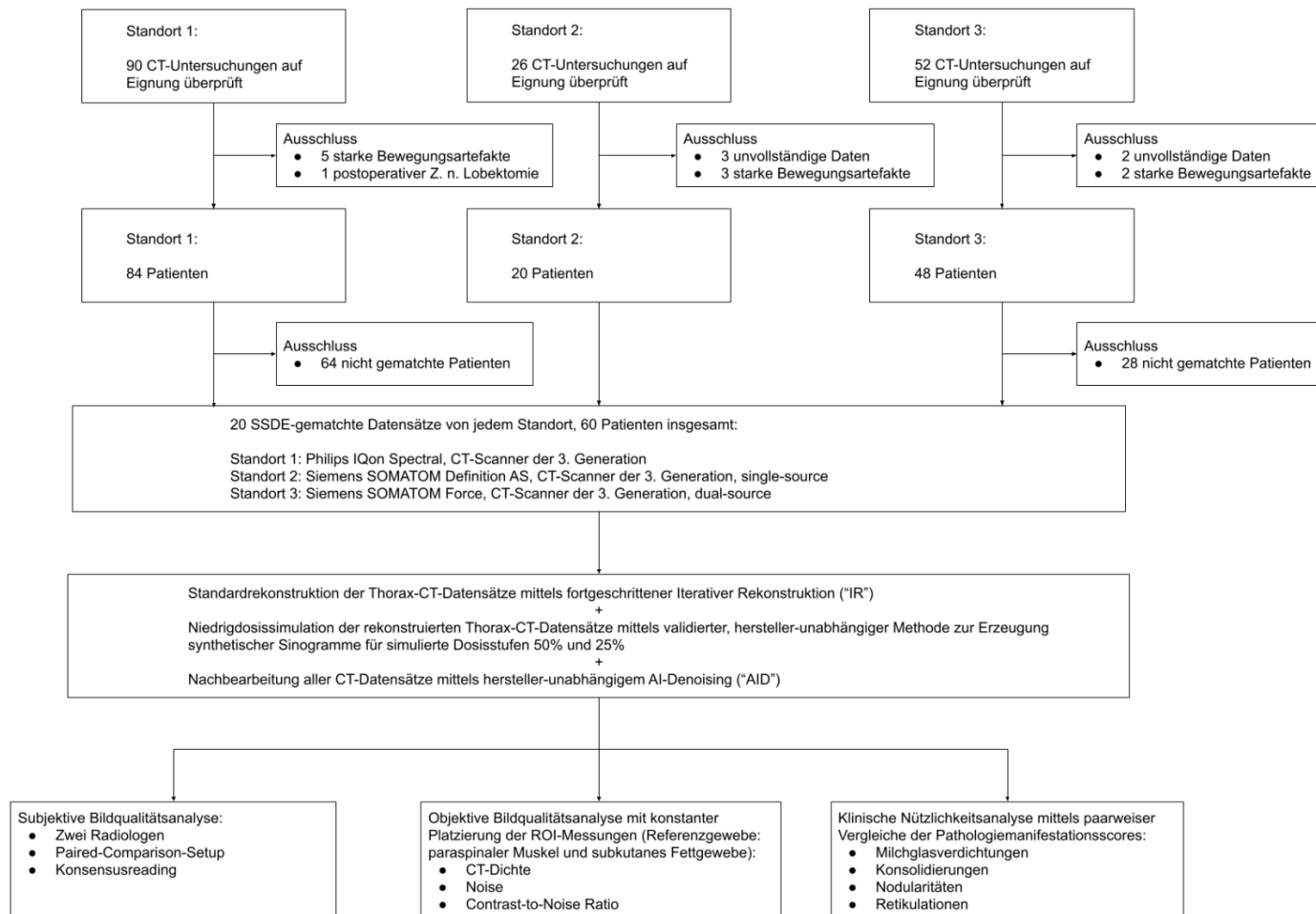


Abbildung 1: Schematisches Studiendesign

Flussdiagramm des Studiendesigns nach Übertragung der Daten an Standort 3.
SSDE = size-specific dose estimate (mGy)

3.2 Subjektiver Bildqualitätsvergleich

Die Mixed-Effects-Analyse zur Detektion von Wechselwirkungen zwischen Strahlendosisniveaus und Rekonstruktionsmodi zeigte signifikante Wechselwirkungen. Dies deutet darauf hin, dass die Beziehung zwischen Strahlendosis und Bildqualität nicht über die verschiedenen Rekonstruktionstechniken hinweg einheitlich ist ($F(1,44, 81,9) = 55,5; p < 0,001; \epsilon = 0,719$). Insbesondere zeigten die korrigierten paarweisen Post-hoc-Vergleiche eine geringere subjektive Bildqualität bei niedrigeren Strahlendosisniveaus in beiden Rekonstruktionsmodi, wobei in allen Fällen eine statistische Signifikanz erreicht wurde ($p < 0,008$).

Trotz des jeweiligen Rückgangs der Bildqualität bei reduzierter Strahlendosis erhielten die Datensätze, die mit AID verarbeitet wurden, signifikant höhere subjektive Bewertungen im Vergleich zu ihren Pendants auf gleicher Dosisstufe, die mit IR rekonstruiert wurden. Bemerkenswerterweise gab es keine statistisch signifikanten Unterschiede zwischen den Bewertungen der 100%-IR-Datensätze ($0,26 \pm 0,07$) und denen der 25%-AID-Datensätze ($0,29 \pm 0,05; p = 0,203$).

Für ein besseres Verständnis dieser Ergebnisse bietet Abbildung 2 eine visuelle Darstellung der Datenverteilungen über die verschiedenen Datensätze hinweg, einschließlich paarweiser Vergleichslinien, um die Unterschiede zwischen den Gruppen zu veranschaulichen. Darüber hinaus finden sich weitere Details zu den spezifischen numerischen Datenverteilungen in Tabelle 2. Abbildung 3 illustriert exemplarisch die subjektive Bildqualitätsanalyse anhand eines ausgewählten Bildbeispiels.

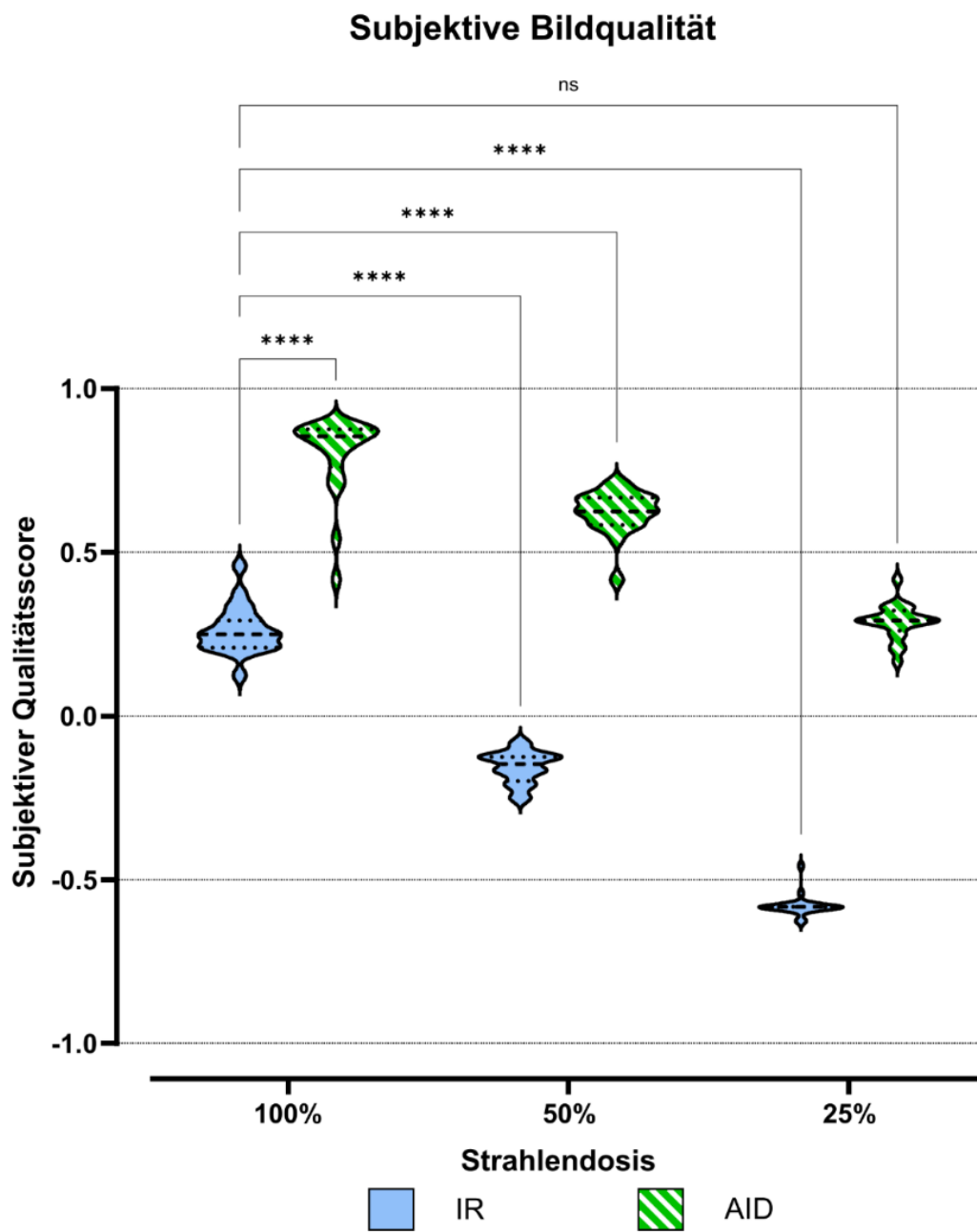


Abbildung 2: Paarweiser Vergleich der subjektiven Bildqualität

Grafische Darstellung der Datenverteilung der paarweisen Vergleiche der gepoolten subjektiven Bildqualität bei unterschiedlichen Dosisstufen und Rekonstruktionsmethoden. Gestrichelte Linien repräsentieren den Median, gepunktete Linien die IQR. IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising; **** = statistisch signifikant; ns = nicht statistisch signifikant; IQR = Interquartilsabstand.

Tabelle 2: Gepoolte subjektive Bildqualitätswerte und angepasste zweiseitige, paarweise Vergleiche (p)

Rekon = Rekonstruktionsmethode; SD = Standardabweichung; p = Signifikanzlevel; IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising

Rekon	Dosis	Mittelwert \pm SD	p (vs. IR)					
			IR			AID		
			100%	50%	25%	100%	50%	25%
IR	100%	0,26 \pm 0,07	n/a	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001	0,203
	50%	-0,16 \pm 0,05	< 0,001	n/a	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001
	25%	-0,58 \pm 0,03	< 0,001	< 0,001	n/a	< 0,001	< 0,001	< 0,001
AID	100%	0,80 \pm 0,12	< 0,001	< 0,001	< 0,001	n/a	< 0,001	< 0,001
	50%	0,62 \pm 0,07	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001	n/a	< 0,001
	25%	0,29 \pm 0,05	0,203	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001	n/a

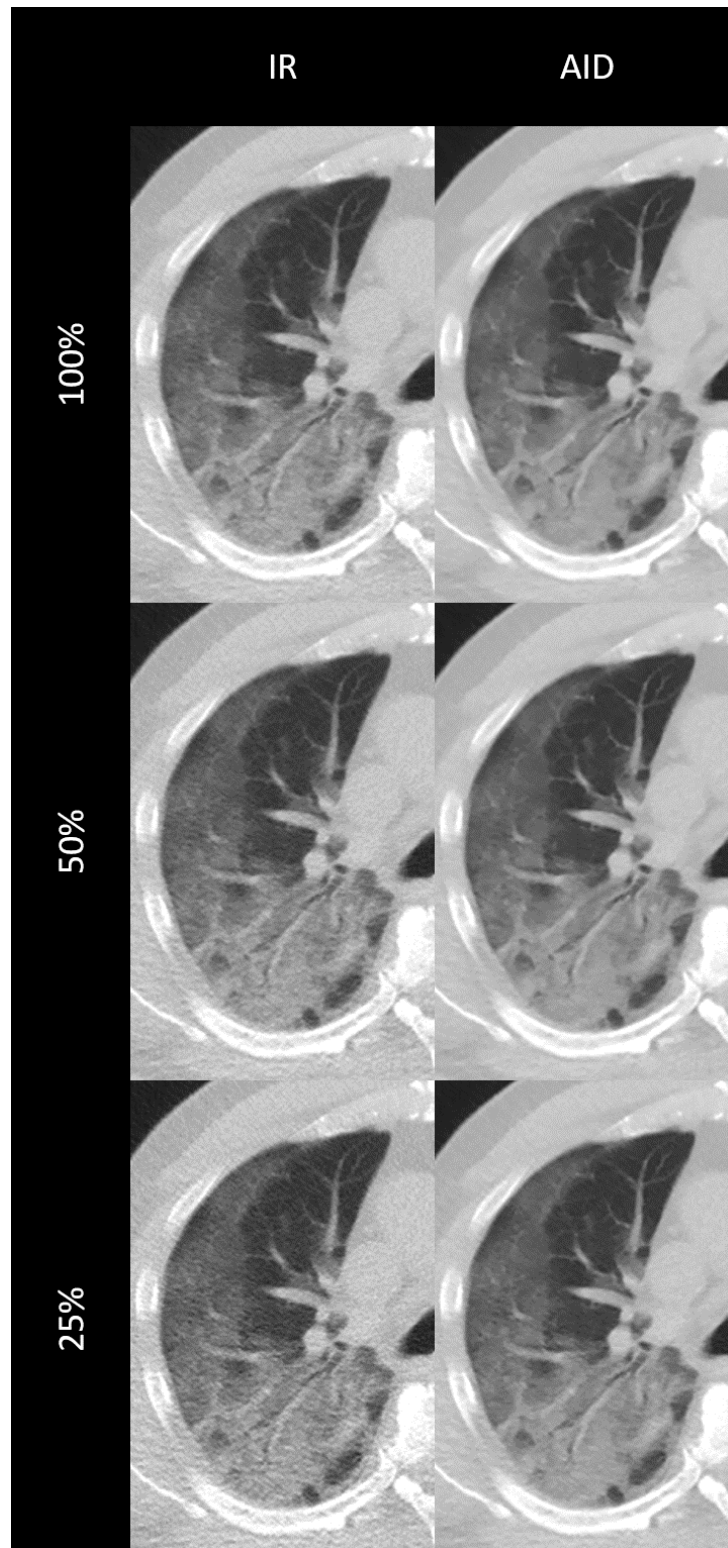


Abbildung 3: Beispiel des subjektiven Bildqualitätsvergleichs

Bildbeispiel zur grafischen Darstellung einer identischen CT-Schicht bei unterschiedlichen Rekonstruktionsmethoden und Dosisstufen (Spalten: IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising; Zeilen: Dosisstufen 100%, 50%, 25%). Im Auswertungsprozess wurden jeweils nur 2 solcher Datensätze im Paired-Comparison-Setup angezeigt und verglichen.

3.3 Objektiver Bildqualitätsvergleich

Zur Analyse der objektiven Bildqualität wurde ein Mixed-Effects-Modell eingesetzt, um potenzielle Wechselwirkungen zwischen Strahlendosisniveaus und Rekonstruktionsverfahren zu erfassen. Die Auswertung ergab signifikante Interaktionseffekte ($F(2,53; 48,0) = 448; p < 0,001; \epsilon = 0,180$). Die korrigierten paarweisen Post-hoc-Vergleiche zeigten für Muskelgewebe in allen Kombinationen von Rekonstruktionsmodus und Dosisstufe keine statistisch signifikanten Unterschiede ($p \geq 0,964$). Für Muskelgewebe wurden Werte zwischen $37,50 \pm 8,88$ HU (25% AID) und $37,64 \pm 7,81$ HU (100% IR) gemessen.

Für Fettgewebe konnte ebenfalls in den korrigierten paarweisen Post-hoc-Vergleichen keine statistisch signifikante Differenz nachgewiesen werden ($p \geq 0,999$). Die Werte erreichten eine Spanne von $-122,26 \pm 24,08$ HU (25% AID) bis $-121,74 \pm 21,18$ HU (100% IR).

Abbildung 4 und Abbildung 5 zeigen eine visuelle Darstellung der Datenverteilung der CT-Dichtewerte im paraspinalen Muskel (Abbildung 4) und subkutanen Fettgewebe (Abbildung 5).

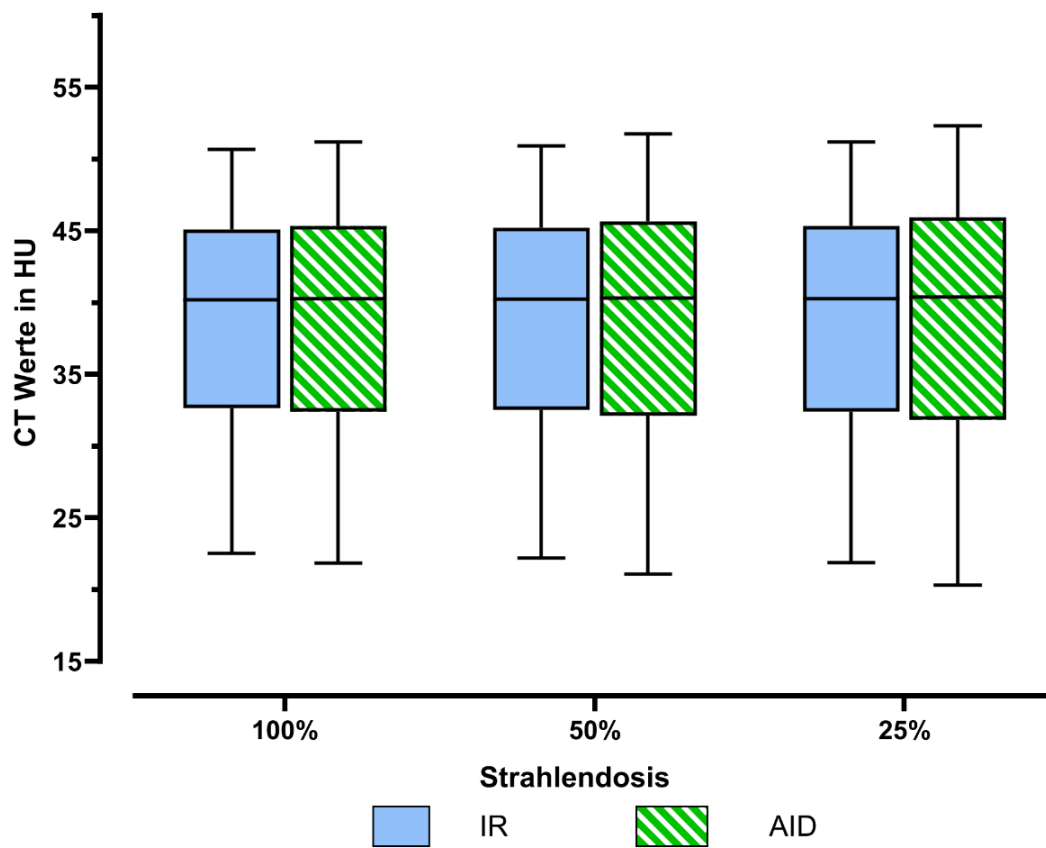


Abbildung 4: Gemessene CT-Werte im paraspinalen Muskel

Grafische Darstellung der Verteilung der CT-Werte in HU im paraspinalen Muskel in drei 1cm² großen ROIs pro Schicht und Seite auf fünf aufeinanderfolgenden Schichten, entsprechend jeweils 1800 Messwerten. Die Boxplots repräsentieren Median und IQR. HU = Hounsfield-Unit; IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising; IQR = Interquartilsabstand

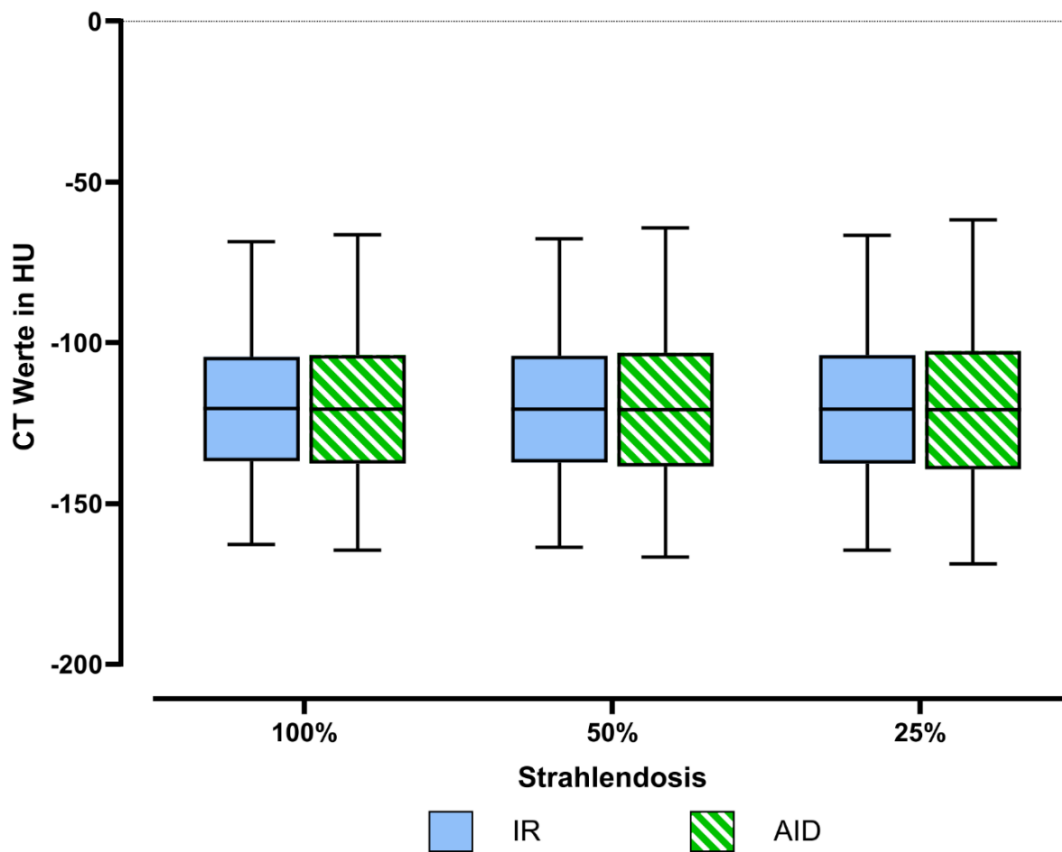


Abbildung 5: Gemessene CT-Werte im subkutanen Fettgewebe

Grafische Darstellung der Datenverteilung der CT-Werte im subkutanen Fettgewebe in drei 1cm² großen ROIs pro Schicht und Seite auf fünf aufeinanderfolgenden Schichten, entsprechend jeweils 1800 Messwerten. Die Boxplots repräsentieren Median und IQR. HU = Hounsfield-Unit; IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising; IQR = Interquartilsabstand.

Bei der Untersuchung des Bildrauschens ergab sich ein differenzierteres Bild. Für beide Rekonstruktionsmethoden nahm das Bildrauschen bei abnehmender Strahlendosis signifikant zu. Über alle Dosisstufen hinweg zeigten jedoch AID-verarbeitete Datensätze ein signifikant geringeres Rauschen im Vergleich zur iterativen Rekonstruktion ($p < 0,001$). Der minimale Wert des Rauschens betrug $6,70 \pm 1,38$ HU (100% AID), der höchste Wert $17,00 \pm 3,34$ HU (25% IR). Zwischen den 100%-IR- und 25%-AID-Datensätzen traten keine signifikanten Unterschiede im Bildrauschen auf ($p = 0,355$).

Die Analyse der CNR unterstreicht diese Ergebnisse. CT-Datensätze mit höherer Strahlendosis führten durchweg zu signifikant höheren CNR-Werten im Vergleich zu ihren Niedrigdosis-Gegenstücken. Darüber hinaus wiesen AID-Datensätze auf allen Strahlendosisniveaus konsistent höhere CNR-Werte auf als IR-Datensätze ($p < 0,001$). Die höchste CNR wies mit $25,09 \pm 6,58$ der Datensatz 100% AID auf, während die niedrigste CNR bei 25% IR mit $9,83 \pm 2,57$ gemessen wurde. Auch die CNR betreffend war kein signifikanter Unterschied zwischen den 100%-IR- und 25%-AID-Datensätzen festzustellen ($p = 0,139$).

Abbildung 6 bietet eine visuelle Darstellung der Datenverteilung für Bildrauschen und Abbildung 7 für die CNR-Messungen, jeweils mit paarweisen Vergleichslinien.

Weitere Details zu den objektiven Bildqualitätsmetriken und angepassten zweiseitigen, paarweisen Vergleichen sind in Tabelle 3 enthalten.

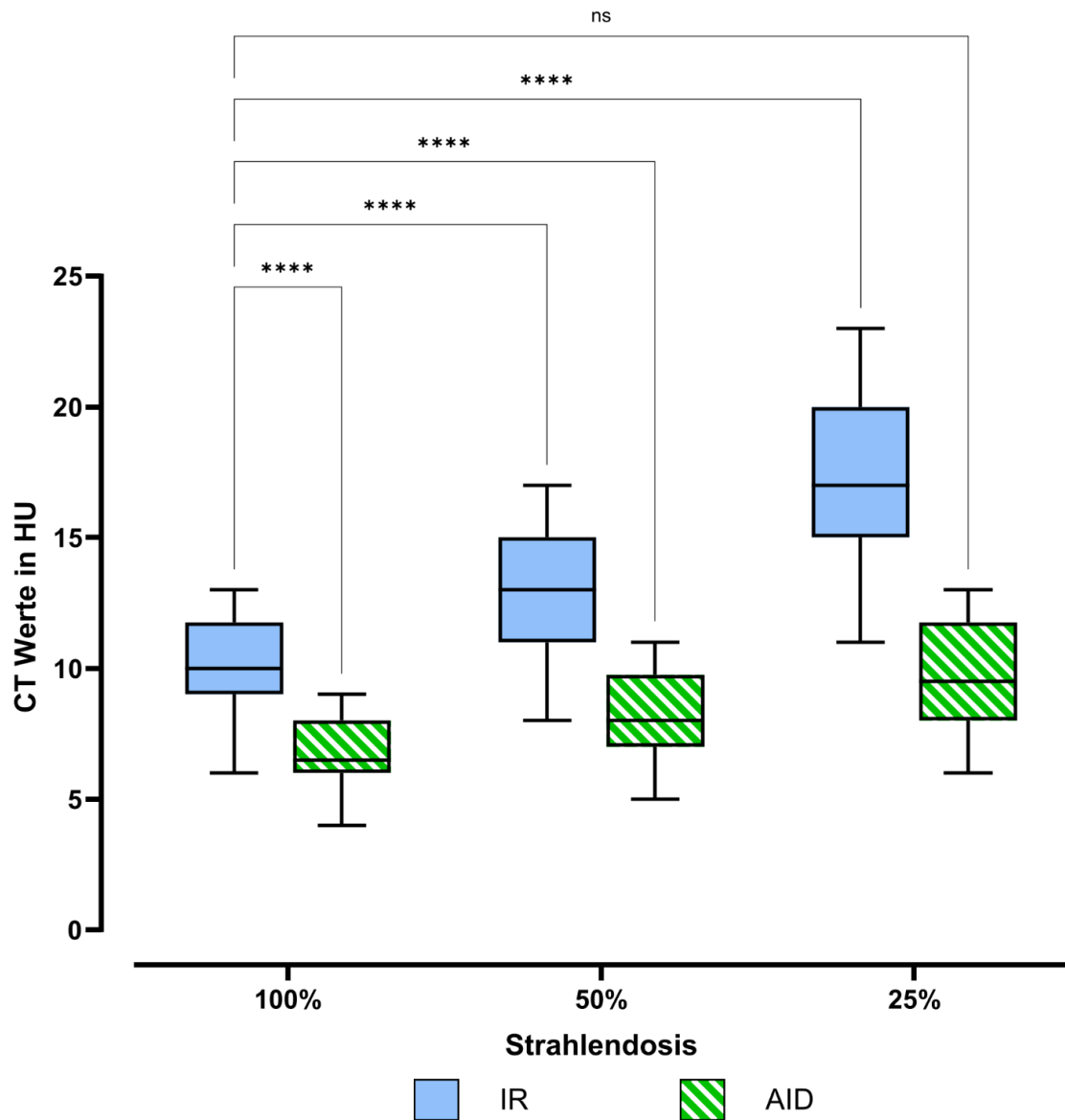


Abbildung 6: Dosisadaptierter Vergleich der Noise

Grafische Darstellung der Datenverteilung der Noise in HU nach Rekonstruktionsmodus und Strahlendosis. Die Boxplots repräsentieren Median und IQR. HU = Hounsfield-Unit; IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising; **** = statistisch signifikant; ns = nicht statistisch signifikant; IQR = Interquartilsabstand

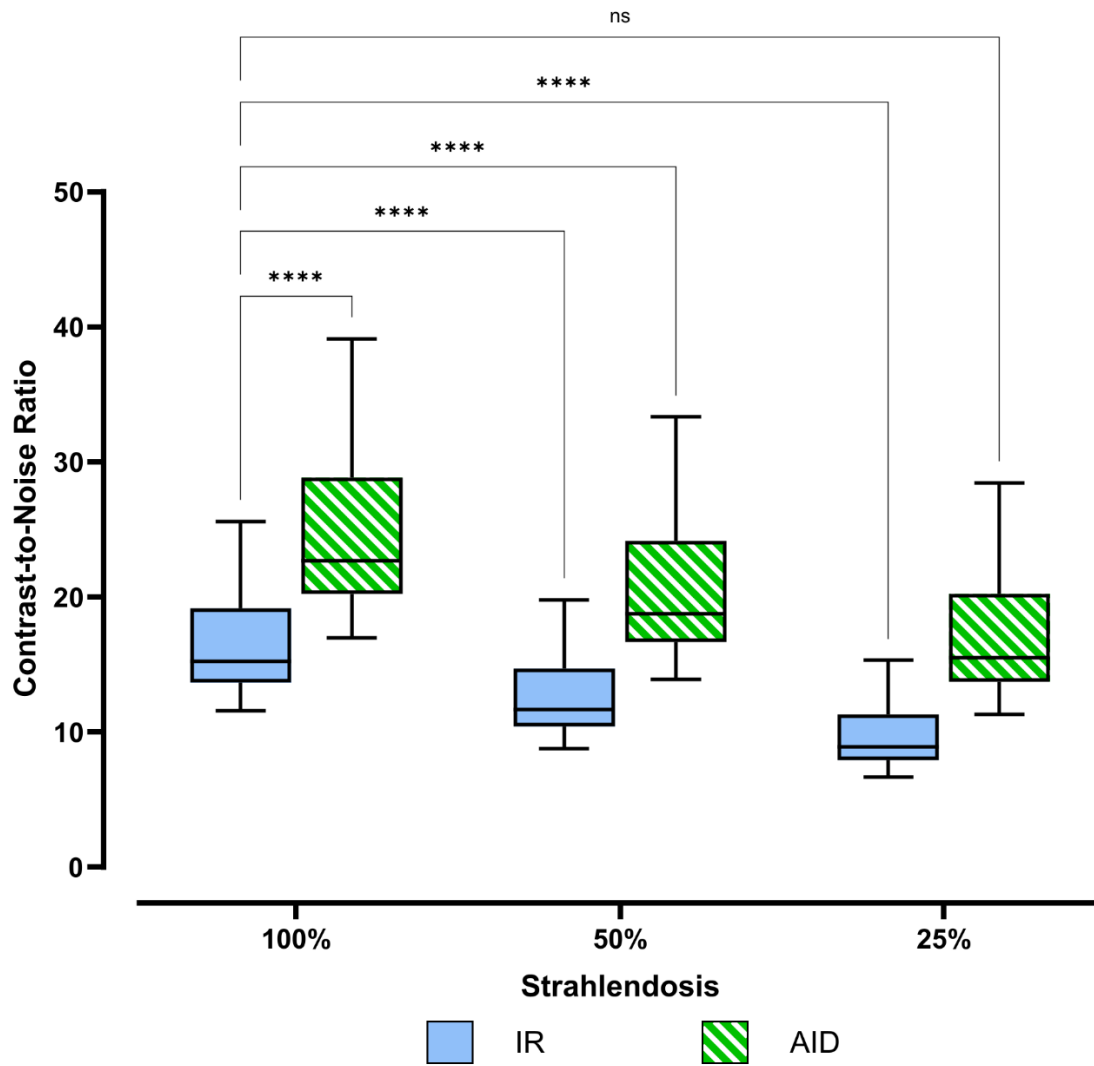


Abbildung 7: Dosisadaptierter Vergleich der CNR

Grafische Darstellung der Datenverteilung der CNR (dimensionslos) nach Rekonstruktionsmodus und Strahlendosis. Die Boxplots repräsentieren Median und IQR. IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising; **** = statistisch signifikant; ns = nicht statistisch signifikant; IQR = Interquartilsabstand.

Tabelle 3: Objektive Bildqualitätsmetriken und angepasste zweiseitige, paarweise Vergleiche (p)

HU M & HU FG = CT-Werte in HU im Muskel (M) und Fettgewebe (FG); Noise in HU; CNR = Contrast-to-Noise Ratio (dimensionslos); SD = Standardabweichung; p = Signifikanzlevel; IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising

	Dosis	Mittelwert \pm SD		p (IR vs. AID)		
		IR	AID	100%	50%	25%
HU M	100%	37,64 \pm 7,81	37,60 \pm 8,14	> 0,999	> 0,999	> 0,999
	50%	37,62 \pm 7,96	37,55 \pm 8,50	> 0,999	> 0,999	> 0,999
	25%	37,60 \pm 8,13	37,50 \pm 8,88	0,964	> 0,999	> 0,999
HU FG	100%	-121,74 \pm 21,18	-121,90 \pm 22,09	> 0,999	> 0,999	> 0,999
	50%	-121,82 \pm 21,61	-122,07 \pm 23,06	> 0,999	> 0,999	> 0,999
	25%	-121,90 \pm 22,05	-122,26 \pm 24,08	> 0,999	> 0,999	> 0,999
Noise	100%	9,95 \pm 1,93	6,70 \pm 1,38	< 0,001	< 0,001	0,355
	50%	12,90 \pm 2,53	8,05 \pm 1,76	< 0,001	< 0,001	< 0,001
	25%	17,00 \pm 3,34	9,65 \pm 2,13	< 0,001	< 0,001	< 0,001
CNR	100%	16,76 \pm 4,20	25,09 \pm 6,58	< 0,001	< 0,001	0,139
	50%	12,84 \pm 3,29	20,89 \pm 5,75	< 0,001	< 0,001	< 0,001
	25%	9,83 \pm 2,57	17,40 \pm 5,03	< 0,001	< 0,001	< 0,001

3.4 Vergleich der Pathologiemanifestations-Scores

Zur Analyse der Pathologiemanifestations-Scores wurde ebenfalls ein Mixed-Effects-Modell verwendet, um die Wechselwirkungen zwischen Strahlendosisniveaus und Rekonstruktionsmodi zu bewerten. Die Ergebnisse dieser Analyse ergaben signifikante Wechselwirkungen ($F(1,91, 36,2) = 119; p < 0,001; \epsilon = 0,272$).

Die pathologischen Veränderungen mit der stärksten Ausprägung waren Retikulationen mit Ausprägungsscores von $2,15 \pm 0,64$ bis $2,17 \pm 0,62$, entsprechend einem Lungenbefall von 25-50%. Die zweithäufigste Pathologie waren Milchglastrübungen mit Manifestationsscores von $1,86 \pm 0,65$ bis $1,90 \pm 0,63$ und damit nur geringfügig weniger ausgeprägt. Deutlich weniger beobachtet wurden Konsolidierungen mit Ausprägungsscores von $0,58 \pm 0,32$ bis $0,64 \pm 0,31$ sowie Nodularitäten mit $0,07 \pm 0,14$ bis $0,08 \pm 0,14$.

Die anschließenden Analysen mittels angepasster paarweiser Post-hoc-Vergleiche der gesamten Pathologiemanifestations-Scores zeigten, dass weder zwischen IR und AID noch zwischen unterschiedlichen Strahlendosisniveaus statistisch signifikante Unterschiede nachgewiesen werden konnten ($p \geq 0,235$).

Für ein besseres Verständnis dieser Ergebnisse bietet Abbildung 8 eine visuelle Darstellung der Datenverteilungen über die verschiedenen Datensätze hinweg, einschließlich einer Veranschaulichung der paarweisen Vergleiche. Abbildung 9 präsentiert ein Bildbeispiel der guten Vergleichbarkeit der CT-Datensätze bezüglich pulmonaler Pathologien. Eine detailliertere Aufschlüsselung der numerischen Datenverteilungen wird in Tabelle 4 dargestellt.

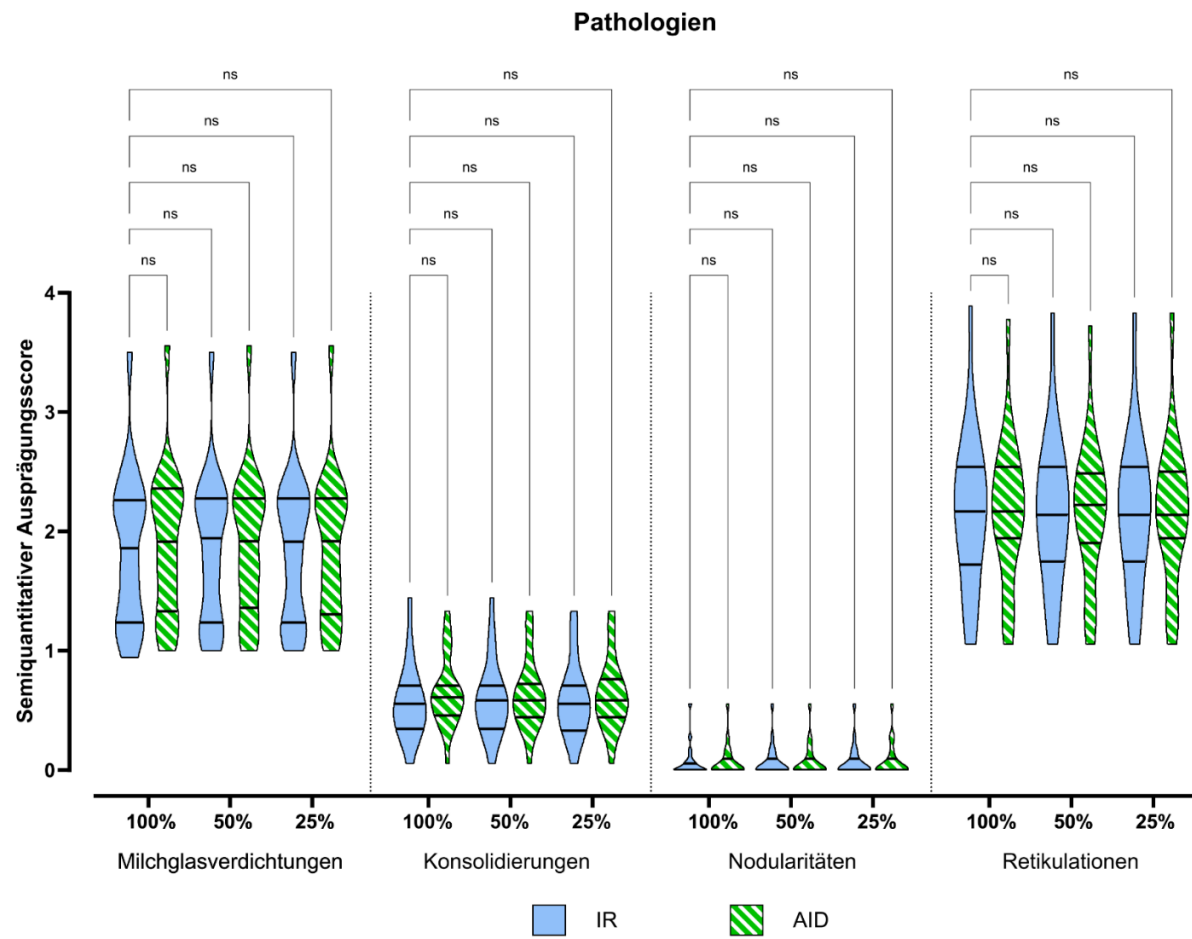


Abbildung 8: Angepasste, paarweise Vergleiche der semiquantitativen Ausprägungsscores pulmonaler Pathologien

Verkürztes Violinen-Diagramm zur grafischen Darstellung der Datenverteilung der paarweisen Vergleiche der Ausprägungsscores pulmonaler Pathologien nach Rekonstruktionsmodus und Strahlendosis. Mit Linien markiert ist der Median und die IQR. IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising; ns = nicht signifikant; IQR = Interquartilsabstand.

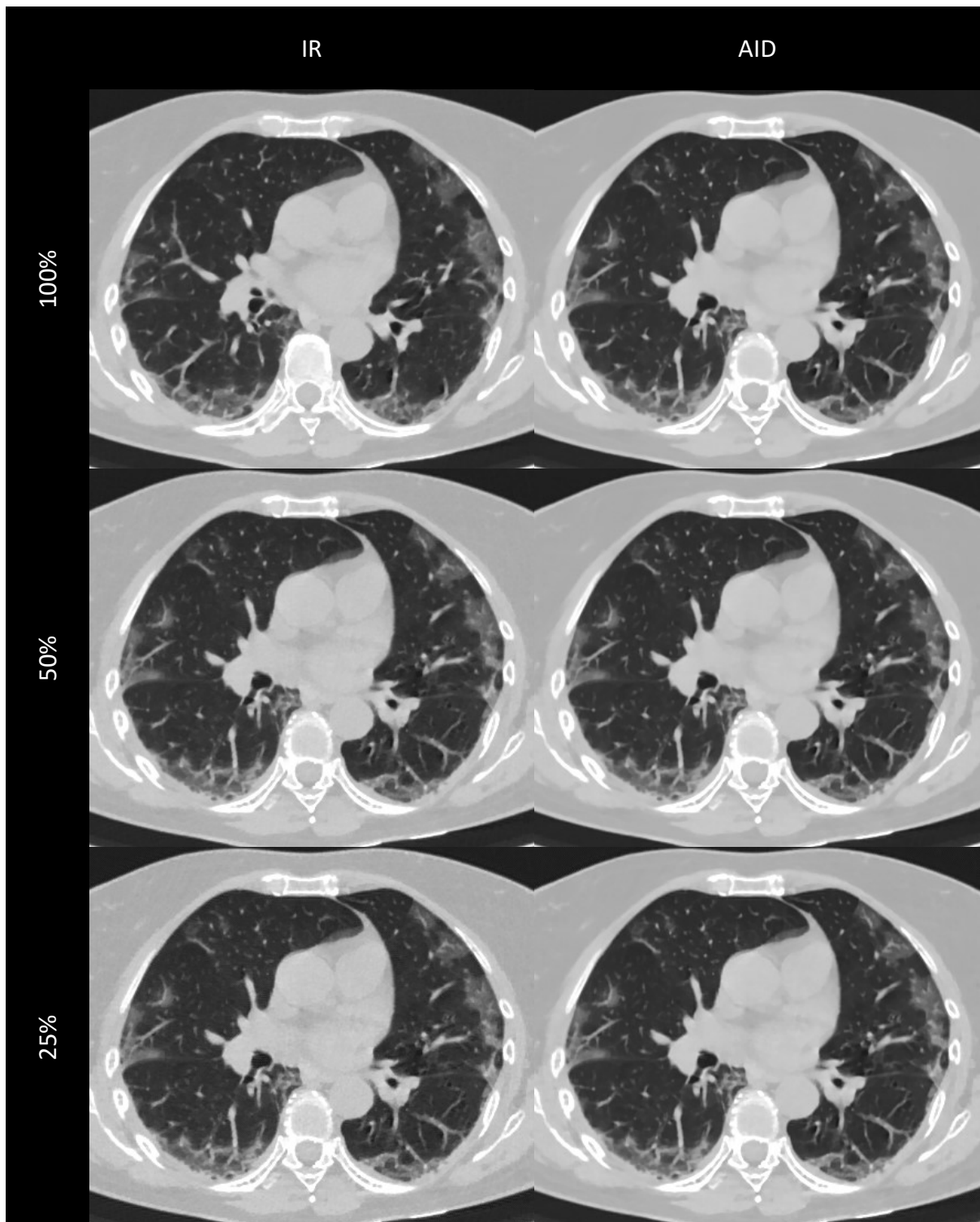


Abbildung 9: Visueller Vergleich pulmonaler Pathologien

Grafisches Beispiel für den Vergleich der Ausprägung pulmonaler Pathologien. In diesem Beispiel ergab sich kein Unterschied in der Bewertung der Pathologien über alle Rekonstruktionsmodi und Strahlendosisniveaus. (Spalten Rekonstruktionsmodi: IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising; Zeilen: Dosisstufen 100%, 50%, 25%). In der Auswertung wurde jeder Datensatz einzeln befundet.

Tabelle 4: Gepoolte Pathologiemanifestations-Scores und angepasste zweiseitige, paarweise Vergleiche (p)

SD = Standardabweichung; p = Signifikanzlevel; IR = iterative Rekonstruktion; AID = AI-Denoising; MG = Milchglatrübungen; Kon = Konsolidierungen; Nod = Nodularitäten; Ret = Retikulationen

	Dosis	Mittelwert \pm SD		p (IR vs. AID)		
		IR	AID	100%	50%	25%
MG	100%	1,86 \pm 0,65	1,90 \pm 0,63	0,984	0,995	> 0,999
	50%	1,86 \pm 0,63	1,88 \pm 0,63	0,988	> 0,999	> 0,999
	25%	1,87 \pm 0,63	1,89 \pm 0,62	0,501	0,892	0,935
Kon	100%	0,58 \pm 0,32	0,64 \pm 0,30	0,587	0,665	0,756
	50%	0,60 \pm 0,32	0,64 \pm 0,31	0,899	0,854	0,956
	25%	0,60 \pm 0,32	0,63 \pm 0,31	0,708	0,235	0,676
Nod	100%	0,07 \pm 0,14	0,07 \pm 0,14	> 0,999	> 0,999	> 0,999
	50%	0,07 \pm 0,14	0,08 \pm 0,14	> 0,999	> 0,999	> 0,999
	25%	0,07 \pm 0,14	0,08 \pm 0,14	> 0,999	> 0,999	> 0,999
Ret	100%	2,16 \pm 0,65	2,17 \pm 0,62	> 0,999	> 0,999	> 0,999
	50%	2,15 \pm 0,63	2,16 \pm 0,63	> 0,999	> 0,999	> 0,999
	25%	2,15 \pm 0,64	2,16 \pm 0,61	> 0,999	> 0,999	> 0,999

4 Diskussion

Teile des folgenden Abschnitts wurde zur Publikation eingereicht bei: European Radiology, Springer Nature (Mader M et al., unpublizierte Daten, 2025).

Die COVID-19-Pandemie hat den dringenden Bedarf an schnellen und präzisen Diagnosetools, insbesondere bei der Bewertung und Behandlung von Atemwegserkrankungen, deutlich gemacht³¹. Thorax-CT-Scans sind als wertvolles Instrument zur Erkennung von Lungenanomalien im Zusammenhang mit entzündlichen Lungenerkrankungen und deren Komplikationen etabliert. Diese Scans liefern detaillierte Bilder, die es ermöglichen, das Ausmaß der Lungenbeteiligung und die Entwicklung der Erkrankung zu beurteilen³⁹. Allerdings rückte der weit verbreitete und zunehmende Einsatz von CT-Scans auch Bedenken hinsichtlich der Strahlenbelastung in den Fokus, die durch wiederholte Bildgebung mit ionisierender Strahlung unweigerlich entsteht⁷⁵. Deshalb besteht die Notwendigkeit, ein Gleichgewicht zwischen diagnostischer Genauigkeit und Patientensicherheit zu finden. Um diesem Problem gerecht zu werden, wurde die Erforschung und Implementierung von Niedrigdosis-CT-Protokollen vorangetrieben, um die Risiken im Zusammenhang mit der Strahlenexposition zu verringern⁶³.

Diese Reduktion der Strahlung geht jedoch auf Kosten der Bildqualität, was es erschweren kann, die Scans genau zu interpretieren. In den letzten Jahren hat die Einführung von AI eine potenzielle Lösung für dieses Dilemma angeboten, indem sie die Qualität von Niedrigdosis-CT-Scans nachträglich verbessert, ohne die Strahlendosis zu erhöhen. AI-Algorithmen, insbesondere solche, die auf Deep Learning-Techniken basieren, haben vielversprechende Ergebnisse bei der Verbesserung der Bildqualität gezeigt⁵¹. Ihre Anwendung muss jedoch noch umfassender in verschiedenen klinischen Umgebungen und bei unterschiedlichen Patientengruppen evaluiert werden.

Diese Studie zielt darauf ab, diese Lücke in der Literatur zu schließen, indem der Einsatz von AI-basiertem Denoising im Rahmen einer multizentrischen, multiscanner-basierten Studie untersucht wird. Die Kombination aus subjektiver und objektiver Bildqualitätsanalyse sowie einer klinisch orientierten Auswertung soll hierbei differenzierte Ergebnisse liefern. Durch die Einbeziehung verschiedener Institutionen

und Scanner-Modelle möchten wir die Generalisierbarkeit von AI-Denoising und dessen Potenzial zur Aufrechterhaltung der Bildqualität ohne diagnostischen Informationsverlust bewerten, auch im Hinblick auf zukünftige Szenarien mit hohem Bedarf an CT-Bildgebung ähnlich der COVID-19-Pandemie.

Unsere Hypothese ist, dass das genutzte herstellerunspezifische AID die Qualität von Niedrigdosis-CT-Bildern über verschiedene Institutionen und Scanner-Modelle hinweg erhalten oder verbessern kann und die klinische Aussagekraft dieser Scans im Vergleich zur Standardrekonstruktionsmethode und Standarddosis erhält.

4.1 Subjektiver Bildqualitätsvergleich

In unserer Studie wurde die subjektive Bildqualität durch den Vergleich von Bildern bewertet, die zuvor einer Low-Dose-Simulation mit einem validierten Verfahren unterzogen wurden. Wie erwartet und mit breiter Evidenz belegt, stellten wir fest, dass die Bildqualität bei einer Reduktion der Strahlendosis abnahm^{76,77}. Beim Vergleich von AID-rekonstruierten Bildern mit solchen, die mit iterativen Rekonstruktionsmethoden rekonstruiert wurden, wurde die AID-Rekonstruktion zu ihrem jeweiligen Pendant höher bewertet. Diese Ergebnisse bezüglich des Zusammenhangs von Strahlendosis und Bildqualität stehen im Einklang mit einer Arbeit von Azour et al. In ihrer Studie stellten sie fest, dass Niedrigdosis-Untersuchungen mit einem Röhrenstrom von 5 - 40 mAs und FBP-Rekonstruktion eine schlechtere Bildqualität aufwiesen als bei 100 mAs FBP. Weiterhin konnte nach Rekonstruktion mit einem AID-Algorithmus bei einem Röhrenstrom von 20 mAs und 40 mAs kein signifikanter Unterschied zu 100 mAs FBP nachgewiesen werden, während die Bilddatensätze mit 5 und 10 mAs schlechter bewertet wurden. Damit wird die Dosisreduktion etwas höher angegeben als in unserer Studie, jedoch von AID im Vergleich zu FBP statt IR⁷⁶.

Park et al. führten eine Phantomstudie durch, in der sie den Einfluss verschiedener Rekonstruktionsalgorithmen, Röhrenspannungen und Röhrenströme auf CT-Daten bewerteten. Ihre Studie ergab, dass die subjektive Bildqualität bei niedrigeren Strahlendosisniveaus kontinuierlich abnahm, wobei Bilder nach Deep Learning-Rekonstruktion immer noch höher bewertet wurden als diejenigen, die mit iterativer Rekonstruktion und FBP erzeugt wurden⁷⁷. Dies sind Beispiele für den breiten Konsens, dass die Reduzierung des Strahlendosisniveaus zu einer Verschlechterung

der subjektiven Bildqualität führt. Das weichgezeichnete, ungewohnte Erscheinungsbild der AI-rekonstruierten Bilder wurde u. a. in einer Studie von Usui et al. als Kritikpunkt in der subjektiven Bildanalyse angeführt⁷⁸.

Wir stellten in unserer Studie fest, dass AID-Bilder bei niedrigen Strahlendosen höher bewertet wurden als IR-Bilder, jedoch keinen signifikanten Unterschied in der subjektiven Bildqualität zwischen 100% IR und 25% AID aufwiesen. Dieses Ergebnis deckt sich mit Erkenntnissen von Jo et al., die keinen signifikanten Unterschied in der subjektiven Bildqualität beim Vergleich von AI-rekonstruierten Niedrigdosis-Thorax-CTs mit Standarddosis-CTs und IR berichteten⁹.

Darüber hinaus zeigten Hata et al., dass die iterative Rekonstruktion von Ultra-Low-Dose-CTs (ULD-CT) mit Nachbearbeitung durch AID höhere subjektive Bildqualitätsbewertungen ergab als die Standarddosis-CT, die mit FBP rekonstruiert wurde⁷⁹. Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass sich die Studie von Hata et al. mit der Erkennung von Lungennoduli auf eine spezifische klinische Aufgabe konzentrierte und als single-center, single-scanner Studie durchgeführt wurde. Im Gegensatz dazu verfolgte unsere Studie einen diverseren Ansatz, indem mehrere Zentren mit unterschiedlichen Scanner-Modellen einbezogen und ein herstellerunspezifischer AI-Algorithmus angewendet wurden, um eine breitere Anwendbarkeit der Ergebnisse zu ermöglichen.

4.2 Objektiver Bildqualitätsvergleich und diagnostische

Gleichwertigkeit

Zusätzlich zu den subjektiven Bewertungen führten wir eine objektive Analyse der Bildqualitätsmetriken CT-Werte, Rauschen und CNR durch. Unsere Ergebnisse bestätigten, dass die Niedrigdosis-Simulation und der Denoising-Algorithmus die CT-Werte nicht signifikant beeinflussten, wodurch die diagnostische Gültigkeit der Bilder erhalten blieb. Die Integrität der CT-Werte zu wahren ist entscheidend für eine genaue Diagnose, denn eine Änderung dieser Werte könnte die klinische Entscheidungsfindung beeinträchtigen⁸⁰.

Frühere Studien haben die Konsistenz der CT-Werte über verschiedene Rekonstruktionsmethoden und Dosisstufen hinweg bereits untersucht. Szczykutowicz

et al. führten eine Phantomstudie durch, die einen geringen, aber statistisch signifikanten Effekt des Dosisniveaus auf die CT-Werte zeigte⁸¹. Yuki et al. untersuchten den Einfluss verschiedener iterativer Rekonstruktionsmethoden im Vergleich zu FBP und fanden keine signifikanten Unterschiede in der CT-Schwächung⁸². Tian et al. berichteten, dass es keinen statistisch signifikanten Unterschied in den CT-Werten zwischen AID und iterativer Rekonstruktion in relevanten anatomischen Geweben gab⁸³.

Unsere Studie erweitert diese Erkenntnisse, indem sie die Auswirkungen unterschiedlicher Strahlendosen und Rekonstruktionsmodi mit einem herstellerunabhängigen Denoising-Algorithmus in einem multizentrischen Setup bewertet. Dieser Ansatz ermöglichte es uns, die Generalisierbarkeit von rauschreduzierten Niedrigdosis-CT-Bildern in verschiedenen klinischen Umgebungen zu bewerten.

Bei der Untersuchung von Rauschen und CNR stellten wir eine Verschlechterung dieser Bildqualitätsmetriken mit sinkender Strahlendosis fest. Dies stimmt mit den Ergebnissen von Greffier et al. überein, die zeigten, dass das Bildrauschen mit abnehmender Strahlendosis zunahm, unabhängig vom verwendeten Rekonstruktionsalgorithmus⁸⁴. In unserer Studie lieferte das AI-basierte Denoising auf jeder Dosisstufe ein besseres Ergebnis als die iterative Rekonstruktion.

Mehrere Studien haben ebenfalls das Potential der Rauschreduktion von AI-basierten Denoising-Algorithmen im Vergleich zur iterativen Rekonstruktion untersucht. Zum Beispiel berichteten Cozzi et al., dass in AI-rekonstruierten Schädel-CTs niedrigere Rauschwerte im Vergleich zu den mit IR rekonstruierten Bildern zu finden waren⁸⁵. Ähnlich stellten Tamura et al. fest, dass AI-basiertes Denoising in abdominalen CTs zu niedrigeren Rauschwerten führte⁵¹. Unsere Studie bestätigt diese Ergebnisse und zeigt, dass AI-basiertes Denoising auch in einem multizentrischen, multiscanner-basierten Setting eine der IR überlegene Rauschreduzierung in der Thorax-CT-Bildgebung bietet.

Bei der Untersuchung der möglichen Dosisreduktion über die verschiedenen Rekonstruktionsmodi fanden wir keinen statistisch signifikanten Unterschied in Rauschen und CNR zwischen 100% IR und 25% AID. Dies deutet darauf hin, dass AI-basierte Denoising-Algorithmen in der Lage sind, die Bildqualität bei deutlich

reduzierten Strahlendosen aufrechtzuerhalten. Lee et al. berichteten in einer Studie an einem anthropomorphen Phantom, dass AI-basiertes Denoising die Strahlendosis potenziell um 65-68% im Vergleich zu FBP und iterativer Rekonstruktion reduzieren könnte⁸⁶. In einer weiteren Phantomstudie berichteten Greffier et al. von einer potenziellen Strahlendosisreduktion von 46% bis 94%, abhängig vom verwendeten AI-Rekonstruktionsalgorithmus und der Lage der thorakalen Pathologien⁸⁷. Unsere Ergebnisse unterstützen diese Auffassung, da wir zeigen konnten, dass AI-basiertes Denoising die Bildqualitätsmetriken auch bei einer Dosisreduktion von 75% in echten CT-Scans von Patienten beibehalten kann. Dieses Ergebnis unterstreicht die Robustheit des getesteten AID-Algorithmus in unterschiedlichen klinischen Umgebungen.

4.3 Klinische Nützlichkeit und Pathologiedetektion

Die genaue Darstellung von Pathologien ist der entscheidende Faktor bei der Bewertung der klinischen Nutzbarkeit von AI-basierten Denoising-Techniken sowohl bei Standarddosis als auch reduzierten Strahlendosen. In unserer Studie bewerteten wir dies anhand von semiquantitativen Pathologiemaniifestations-Scores in allen Datensätzen, um Unterschiede zwischen Strahlendosis und Rekonstruktionsmethoden festzustellen.

Obwohl das Mixed-Effects-Modell eine signifikante Wechselwirkung zwischen Dosisniveau und Rekonstruktionsmodus zeigte, konnten in den paarweisen Post-hoc-Vergleichen keine signifikanten Unterschiede zwischen den Bedingungen nachgewiesen werden. Dieses Muster kann auf eine insgesamt vorhandene, aber in den Einzelvergleichen verteilte oder schwache Effektstärke hinweisen, die unter der Berücksichtigung der Testkorrekturen nicht mehr signifikant war. Es spricht somit für eine differenzierte Wechselwirkung, ohne dass einzelne Bedingungen klinisch relevant voneinander abweichen.

Die insgesamt niedrigen Ausprägungen in der Kategorie Nodularitäten lassen sich damit erklären, dass Lungennoduli keine typische Manifestation bei COVID-19 darstellen und damit nur sporadisch auftreten. Währenddessen sind für die Erkrankung Milchglastrübungen und Retikulationen typisch, kombiniert als „crazy paving“-Muster bezeichnet, weswegen diese pathologischen Veränderungen deutlich häufiger

auftraten⁸⁸. In der Ausheilung oder bei Ko-Infektionen entwickeln sich aus Milchglastrübungen häufig Konsolidierungen, sodass diese ebenfalls häufiger als Nodularitäten, aber seltener als Milchglastrübungen und Retikulationen zu beobachten sind⁸⁸.

Unsere Ergebnisse stimmen mit der breiteren Literatur überein, die darauf hinweist, dass es erhebliche Möglichkeiten zur Reduktion der Strahlendosis bei der Thorax-CT-Bildgebung gibt, ohne den klinischen Nutzen zu beeinträchtigen. Mehrere Studien haben diagnostische Genauigkeiten für Niedrigdosis-Thorax-CTs berichtet, abhängig von der spezifischen Pathologie, die bewertet wird. Exemplarisch geben Tækker et al. die Sensitivität für Milchglastrübungen in ULD-CTs mit 93-100% und für Konsolidierungen mit 90-100% an⁸⁹.

Seit der Einführung AI-basierter Bildrekonstruktionstechniken in der thorakalen CT-Bildgebung haben sich mehrere Studien auf die Erkennung von Lungennoduli konzentriert, u. a. als Tumorscreening. Jiang et al. verglichen die Leistung von adaptiver statistischer iterativer Rekonstruktion (ASIR-V) und Deep Learning-Bildrekonstruktion (DLIR) bei Ultra-Low-Dose-CT mit ihrem Standard der kontrastverstärkten Thorax-CT und Rekonstruktion mit FBP⁵². Sie stellten fest, dass DLIR sowohl FBP als auch ASIR-V übertraf und eine Sensitivität von 76% bei der Erkennung von Lungennoduli erreichte. Die Dosisreduktion betrug zwischen 94 und 97%, womit vergleichbare Strahlendosen wie bei einer Standard-Röntgenaufnahme des Thorax erreicht wurden. Ähnlich zeigten Jo et al. die Nichtunterlegenheit von AI-rausgeschredderten Niedrigdosis-CTs im Vergleich zu Standarddosis-Thorax-CTs bei der Detektion von Lungennoduli und berichteten eine Strahlendosisreduktion von 75%⁹.

Unsere multizentrische Studie unterstützt diese Ergebnisse und zeigt die Gleichwertigkeit von AID-Rekonstruktion in der Niedrigdosis-CT-Bildgebung in einem breiteren diagnostischen Kontext. Durch die Einbeziehung eines erweiterten Spektrums von Pathologien, die mit entzündlichen Lungenerkrankungen in Verbindung stehen, bieten unsere Ergebnisse eine umfassendere Bewertung der klinischen Nützlichkeit des untersuchten AID-Algorithmus in der Thorax-CT-Bildgebung. Dieser Ansatz erweitert die Anwendung unserer Ergebnisse auf typische Muster infektiöser Lungenerkrankungen und könnte damit die „pandemic preparedness“ bei respiratorischen Krankheitsausbrüchen unterstützen.

4.4 Limitationen

Diese Studie weist mehrere Einschränkungen auf, die sorgfältig berücksichtigt werden müssen. Zunächst einmal führt das retrospektive Studiendesign zu potenziellen Verzerrungen bei der Patientenauswahl und der Datenerhebung. Retrospektive Studien basieren auf bestehenden Aufzeichnungen und Untersuchungen, wodurch die Verfügbarkeit und Genauigkeit der gesammelten Informationen eingeschränkt sein können. Auch wenn dieser Ansatz es uns ermöglichte, eine größere Menge an Daten zu analysieren, könnte die Abhängigkeit von historischen Aufzeichnungen Unstimmigkeiten oder Lücken in den Daten erzeugt haben. Ein prospektives Studiendesign hätte die Möglichkeit geboten, Variablen effektiver zu kontrollieren und möglicherweise detailliertere Schlussfolgerungen zu ziehen. Der Ausschluss von Patienten ohne Paarung nach SSDE-Matching könnte eine zusätzliche Verzerrung in der Patientenauswahl eingeführt und die Repräsentativität der Stichprobe, insbesondere bei einer heterogenen Krankheit wie COVID-19, eingeschränkt haben. Wir empfanden diese Einschränkung der Patientenauswahl für sinnvoll, um die Heterogenität im multizentrischen Setting etwas zu reduzieren, könnten hierdurch jedoch unbeabsichtigt eine Stichprobenverzerrung verursacht haben.

Zweitens führte der strenge Matching-Prozess, obwohl er eine robuste Vergleichsbasis sicherte, zur Rekrutierung einer kleineren Patientengruppe. Auch wenn unsere post-hoc Sensitivitätsanalyse bestätigte, dass die statistische Power für die Ziele der Studie ausreichend war, könnte die begrenzte Stichprobengröße die Generalisierbarkeit unserer Ergebnisse beeinträchtigen. Größere und diversere Kohorten würden ein umfassenderes Verständnis der Wirkungen und der Effektivität des AID-Algorithmus in der Niedrigdosis-CT-Bildgebung über verschiedene Patientengruppen hinweg liefern.

Drittens haben wir die Patienten basierend auf SSDE zugeordnet, in der Annahme, dass eine ähnliche Strahlenexposition, angepasst an die Patientenkonstitution, über verschiedene Scanner und Institutionen hinweg zu einer vergleichbaren Bildqualität führen würde⁷¹. Unsere Ergebnisse unterstützen diese Hypothese weitgehend, aber es ist wichtig anzumerken, dass Variationen in den Bildakquisitionsprotokollen, den Rekonstruktionsparametern und der Scannertechnologie in verschiedenen Zentren dennoch zu einer Variabilität in der Bildqualität führen könnten. Diese Unterschiede,

obwohl durch unseren Matching-Prozess teilweise gemildert, könnten die Ergebnisse beeinflussen und die Anwendbarkeit unserer Ergebnisse auf andere klinische Standorte einschränken, in denen unterschiedliche technische Ausrüstung oder Protokolle verwendet werden.

Viertens motivierte uns der Strahlenschutz und das retrospektive Design dazu, eine synthetische Sinogramm-Simulationstechnik zur Erstellung der Niedrigdosis-Datensätze zu verwenden. Obwohl diese Technik in früheren Studien gründlich validiert wurde, bleibt sie innerhalb der radiologischen Forschungsgemeinschaft umstritten. Obwohl synthetische Simulationen effektiv zur Reduzierung der Strahlenbelastung für Patienten im Rahmen von Studien beitragen und Mehrfachuntersuchungen vermeiden, können Niedrigdosis-Simulationsalgorithmen die Bedingungen tatsächlicher Niedrigdosis-Scans möglicherweise nicht perfekt replizieren. Folglich könnten die Ergebnisse dieser Simulationen nicht vollständig auf verschiedene Scanner-Modelle oder klinische Umgebungen übertragbar sein. Die potenziellen Diskrepanzen zwischen simulierten und realen Niedrigdosis-Bildern könnten die Ergebnisse der Studie beeinflusst haben.

Fünftens stellt der Fokus der Studie auf Patienten mit einer COVID-19-Pneumonie ebenfalls eine Einschränkung dar. Auch wenn wir das Ausmaß typischer pulmonaler Pathologien als Maß für die Krankheitsmanifestation verwendet haben, könnte dies nicht repräsentativ für zukünftige Pandemien oder andere infektiöse Lungenerkrankungen sein, die sich anders präsentieren. Die Generalisierbarkeit unserer Ergebnisse auf andere Atemwegserkrankungen bleibt unsicher und in der Theorie könnten Bewertungen der Bildqualität für andere Lungenerkrankungen unterschiedliche Ergebnisse liefern. Signifikante Diskrepanzen wären unseres Erachtens nicht zu erwarten, da die subjektive und objektive Bildqualität unabhängig vom morphologischen Befund bewertet wurde.

Sechstens lässt sich unsere Auswertung der Bildqualität diskutieren. Unsere Methodik zur Messung des Rauschens sah als objektives Bildqualitätskriterium die Verwendung zweidimensionaler ROIs vor. Während dieser Ansatz in der radiologischen Forschung üblich ist, erfasst er möglicherweise nicht vollständig die dreidimensionale Verteilung des Rauschens über das gesamte untersuchte Volumen. Wir versuchten, diese Einschränkung zu mildern, indem wir drei nicht überlappende ROIs pro Schicht und Seite in fünf aufeinander folgenden Schichten verwendeten, aber diese Methode

spiegelt möglicherweise nicht vollständig die Komplexität des Rauschens im gesamten Scanvolumen wider. Die subjektive Bewertung der Bildqualität ist grundsätzlich anfällig für Verzerrungen und Interobserver-Variabilität. Um diese Bewertung zu verbessern, haben wir uns für ein Paired-Comparison-Setup im Konsensus statt der alternativ verwendeten Likert-Skala entschieden. Dennoch kann ein Paired-Comparison-Setup die geringen Unterschiede in der Bildqualität, die in der klinischen Routine entscheidend sein können, gegebenenfalls nicht vollständig abbilden.

Zuletzt ist anzumerken, dass obwohl unser multizentrisches, multiscanner-basiertes Studiendesign CT-Scanner von verschiedenen Anbietern beinhaltete, die vielfältige technische Landschaft der heute verwendeten CT-Scanner nur schwer abgebildet werden kann. Der Umfang der Studie war zudem durch die Einbeziehung nur einer kleinen Auswahl an verfügbaren Rekonstruktionsmodi und die Konzentration auf einen herstellerunabhängigen Denoising-Algorithmus begrenzt. Diese Wahl, obwohl sie Konsistenz in der Studie gewährleistete, könnte die Generalisierbarkeit unserer Ergebnisse auf andere AI-basierte Denoising-Algorithmen oder iterative Rekonstruktionstechniken, die derzeit entwickelt oder in anderen klinischen Umgebungen verwendet werden, einschränken.

Trotz dieser Einschränkungen liefert unsere Studie wertvolle Einblicke in das Potenzial von AI-basiertem Denoising zur Verbesserung der Bildqualität von Niedrigdosis-Thorax-CT-Scans über mehrere Institutionen und Scanner-Modelle hinweg. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass der verwendete Algorithmus die klinische Nutzbarkeit für die Diagnose infektiöser Lungenerkrankungen im Niedrigdosis-Bereich im Vergleich zur iterativen Rekonstruktion bewahren kann, sowohl im regulären Krankenhausbetrieb als auch im Rahmen von Epidemien und Pandemien. Möglicherweise lassen sich unsere Ergebnisse zukünftig auch auf andere Lungenerkrankungen wie die Lungenfibrose übertragen, die mit ähnlichen pathologischen Veränderungen des Lungengewebes einhergehen. Obwohl weitere Forschung erforderlich ist, um die in dieser Studie identifizierten Limitationen zu adressieren, tragen unsere Ergebnisse zur wachsenden Evidenz bei, die die Integration von AID in die Praxis der klinischen Bildgebung unterstützt.

4.5 Schlussfolgerung

Zusammenfassend liefert unsere multizentrische, multiscanner-basierte Studie robuste Beweise für den Einsatz von AI-basiertem Denoising zur Verbesserung der Bildqualität in der Niedrigdosis-CT-Bildgebung. Unsere Ergebnisse zeigen, dass der AI-Rekonstruktionsalgorithmus im Vergleich zur iterativen Rekonstruktion eine überlegene Rauschreduktion bietet und die subjektive und objektive Bildqualität auch bei signifikant reduzierten Strahlendosen aufrechterhalten kann.

Darüber hinaus zeigt sich der klinische Nutzen des AI-basierten Denoising in der Niedrigdosis-CT-Bildgebung anhand der untersuchten Eigenschaft, die Morphologie von Lungenpathologien zu erhalten, ohne dass signifikante Unterschiede zwischen verschiedenen Strahlendosisniveaus und Rekonstruktionsmethoden erzeugt werden. Da das Gesundheitswesen auch in Zukunft mit den Herausforderungen durch entzündliche Lungenerkrankungen konfrontiert sein wird – im klinischen Alltag oder im Rahmen von Epidemien oder Pandemien – wird die Fähigkeit, schnelle und genaue Bildgebung durchzuführen, entscheidend für eine gute Patientenversorgung sein. Eine Reduktion der Strahlenbelastung durch Niedrigdosis-Bildgebung bei gleicher Qualität ist im Sinne der Patientensicherheit und Vermeidung von Langzeitfolgen durch ionisierende Strahlung essenziell. Der analysierte AI-basierte Denoising-Algorithmus stellt eine vielversprechende Lösung dar, die die Sicherheit und Effektivität der Thorax-CT-Bildgebung verbessern könnte und dafür sorgt, dass die Thorax-CT ein wertvolles Werkzeug im diagnostischen Arsenal von Klinikern weltweit bleibt. Die zunehmende Forschung und der technische Fortschritt auf den Gebieten der Niedrigdosis-CT und des AI-Denoising sowohl in der Thorax-CT als auch mit Fokus auf andere Körperregionen unterstreichen die Relevanz der Thematik.

5 Zusammenfassung

Zielsetzung

Ziel dieser Arbeit ist die systematische Evaluation eines herstellerunspezifischen, AI-basierten Denoising-Algorithmus zur Bildrekonstruktion in der Thorax-CT. Im Rahmen einer multizentrischen Studie wird die Performance von AID auf unterschiedlichen Dosisstufen im Vergleich zur iterativen Rekonstruktion untersucht. Bewertungskriterien hierfür sind die subjektive Bildqualität, objektive Bildqualitätsmetriken und die Beurteilung typischer pathologischer Lungenveränderungen.

Material und Methoden

In dieser retrospektiven, multizentrischen Studie wurden 60 COVID-19-positive Patienten von drei Standorten in Deutschland einbezogen, die eine native Thorax-CT-Bildgebung erhalten hatten. Für jeden Patienten wurden CT-Datensätze mit simulierten Dosisstufen (50%, 25% mAs) sowohl mit iterativer Rekonstruktion als auch mit dem untersuchten AID-Algorithmus (ClariAce, ClariPi Inc.) erzeugt. Die subjektive Bildqualität wurde im Paired-Comparison-Verfahren durch zwei erfahrene Radiologen im Konsens bewertet. Objektive Parameter wie CT-Werte, Bildrauschen und CNR wurden in definierten ROIs auf mehreren Schichten erhoben. Zusätzlich erfolgte eine semiquantitative Analyse typischer pulmonaler Pathologiemuster (Milchglastrübungen, Konsolidierungen, Nodularitäten, Retikulationen). Die statistische Auswertung erfolgte mittels Mixed-Effects-Analysen und korrigierter paarweiser post-hoc-Vergleiche.

Ergebnisse

Die subjektive Bildqualität nahm mit sinkender Dosis ab, jedoch zeigten AID-verarbeitete Bilder signifikant höhere Bewertungen als IR-Datensätze auf gleicher Dosisstufe ($p < 0,001$). Zwischen 25%-AID-Datensätzen und 100%-IR-Datensätzen wurde kein signifikanter Unterschied gemessen ($p = 0,203$). Objektiv zeigten AID-Datensätze auf allen Dosisstufen ein signifikant geringeres Bildrauschen und eine höhere CNR im Vergleich zu IR. Die CT-Dichtewerte blieben dabei über alle Bedingungen hinweg stabil. Die diagnostische Beurteilung pulmonaler Pathologien war unabhängig von Dosis und Rekonstruktionsmethode vergleichbar ($p > 0,235$), was

auf eine erhaltene klinische Aussagekraft auch bei 25%-Dosisniveau unter AID hinweist.

Diskussion

Die Ergebnisse der Studie decken sich mit vorherigen Studien, dass mit AID eine deutliche Dosisreduktion in der Low-Dose-CT erreicht werden kann. Je nach Anwendungsfall und Studiendesign konnte eine Dosisreduktion von 46-94% erzielt werden, andere Forschungsgruppen bestätigen eine mögliche Dosisreduktion um 75% wie in unserer Studie. Wir konnten mit unserem multizentrischen, multiscanner-Ansatz zur zusätzlichen Validierung des Algorithmus beitragen.

Eine klinische, aufgabenbasierte Bewertung des Algorithmus erfolgte bisher vor allem für Lungennoduli. In diesem Punkt stimmen unsere Ergebnisse mit der bestehenden Evidenz überein, dass für die Detektion von Lungennoduli eine Dosisreduktion von 75% erreicht werden kann. Unsere Ergebnisse unterstützen die Evidenz zusätzlich bezüglich der Detektion von Konsolidierungen, Milchglastrübungen und Retikulationen.

Fazit

AID stellt eine vielversprechende Möglichkeit dar, die Bildqualität bei Low-Dose-CT aufrechtzuerhalten und somit die Strahlenexposition in der klinischen Routine zu senken. Die vorliegende Arbeit zeigt multizentrisch und multiscanner-basiert, dass der untersuchte herstellerunabhängige AID-Algorithmus eine Dosisreduktion um ca. 75% ermöglichen kann, ohne klinisch relevante Einbußen. Diese Rekonstruktionsmethode hat das Potenzial, zu einem neuen Standard in der Low-Dose-CT-Bildgebung zu werden, insbesondere bei vulnerablen Patientengruppen und in Szenarien mit hoher Bildgebungsfrequenz.

6 Literaturverzeichnis

1. WHO. Pneumonia in children. Updated 11.11.2022. Accessed 06.09.2025, <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/pneumonia>
2. Bender RG, Sirota SB, Swetschinski LR, et al. Global, regional, and national incidence and mortality burden of non-COVID-19 lower respiratory infections and aetiologies, 1990-2013;2021: a systematic analysis from the Global Burden of Disease Study 2021. *The Lancet Infectious Diseases*. 2024;24(9):974-1002. doi:10.1016/S1473-3099(24)00176-2
3. WHO. The top 10 causes of death. Updated 07.08.2024. Accessed 06.09.2025, <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death>
4. Martin-Loeches I, Torres A, Nagavci B, et al. Correction: ERS/ESICM/ESCMID/ALAT guidelines for the management of severe community-acquired pneumonia. *Intensive Care Med*. Aug 2023;49(8):1040-1041. doi:10.1007/s00134-023-07082-z
5. Cassini A, Hogberg LD, Plachouras D, et al. Attributable deaths and disability-adjusted life-years caused by infections with antibiotic-resistant bacteria in the EU and the European Economic Area in 2015: a population-level modelling analysis. *Lancet Infect Dis*. Jan 2019;19(1):56-66. doi:10.1016/S1473-3099(18)30605-4
6. Schulze-Hagen M, Hubel C, Meier-Schroers M, et al. Low-Dose Chest CT for the Diagnosis of COVID-19-A Systematic, Prospective Comparison With PCR. *Dtsch Arztebl Int*. Jun 1 2020;117(22-23):389-395. doi:10.3238/arztebl.2020.0389
7. Garg M, Karami V, Moazen J, et al. Radiation Exposure and Lifetime Attributable Risk of Cancer Incidence and Mortality from Low- and Standard-Dose CT Chest: Implications for COVID-19 Pneumonia Subjects. *Diagnostics (Basel)*. Dec 5 2022;12(12)doi:10.3390/diagnostics12123043
8. Willemink MJ, Leiner T, de Jong PA, et al. Iterative reconstruction techniques for computed tomography part 2: initial results in dose reduction and image quality. *Eur Radiol*. Jun 2013;23(6):1632-42. doi:10.1007/s00330-012-2764-z
9. Jo GD, Ahn C, Hong JH, et al. 75% radiation dose reduction using deep learning reconstruction on low-dose chest CT. *BMC Med Imaging*. Sep 11 2023;23(1):121. doi:10.1186/s12880-023-01081-8
10. Troeger C, Forouzanfar M, Rao PC, et al. Estimates of the global, regional, and national morbidity, mortality, and aetiologies of lower respiratory tract infections in 195 countries: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2015. *The Lancet Infectious Diseases*. 2017;17(11):1133-1161. doi:10.1016/S1473-3099(17)30396-1
11. Lim WS, Baudouin SV, George RC, et al. BTS guidelines for the management of community acquired pneumonia in adults: update 2009. *Thorax*. Oct 2009;64 Suppl 3:iii1-55. doi:10.1136/thx.2009.121434

12. Cavallazzi R, Furmanek S, Arnold FW, et al. The Burden of Community-Acquired Pneumonia Requiring Admission to ICU in the United States. *Chest*. Sep 2020;158(3):1008-1016. doi:10.1016/j.chest.2020.03.051
13. Bordon J, Wiemken T, Peyrani P, et al. Decrease in long-term survival for hospitalized patients with community-acquired pneumonia. *Chest*. Aug 2010;138(2):279-83. doi:10.1378/chest.09-2702
14. Miron M, Blaj M, Ristescu AI, et al. Hospital-Acquired Pneumonia and Ventilator-Associated Pneumonia: A Literature Review. *Microorganisms*. Jan 20 2024;12(1)doi:10.3390/microorganisms12010213
15. Leone M, Bouadma L, Bouhemad B, et al. Hospital-acquired pneumonia in ICU. *Anaesth Crit Care Pain Med*. Feb 2018;37(1):83-98. doi:10.1016/j.accpm.2017.11.006
16. Chastre J, Fagon JY. Ventilator-associated pneumonia. *Am J Respir Crit Care Med*. Apr 1 2002;165(7):867-903. doi:10.1164/ajrccm.165.7.2105078
17. Vaughn VM, Dickson RP, Horowitz JK, Flanders SA. Community-Acquired Pneumonia: A Review. *JAMA*. Oct 15 2024;332(15):1282-1295. doi:10.1001/jama.2024.14796
18. Meyer Sauter PM. Childhood community-acquired pneumonia. *Eur J Pediatr*. Mar 2024;183(3):1129-1136. doi:10.1007/s00431-023-05366-6
19. Zhang Y, Shou S. Pathogens and drug-resistance of hospital-acquired pneumonia in an EICU in Tianjin, China. *Int J Biochem Mol Biol*. 2021;12(2):49-54.
20. Torres A, Niederman MS, Chastre J, et al. International ERS/ESICM/ESCMID/ALAT guidelines for the management of hospital-acquired pneumonia and ventilator-associated pneumonia: Guidelines for the management of hospital-acquired pneumonia (HAP)/ventilator-associated pneumonia (VAP) of the European Respiratory Society (ERS), European Society of Intensive Care Medicine (ESICM), European Society of Clinical Microbiology and Infectious Diseases (ESCMID) and Asociacion Latinoamericana del Torax (ALAT). *Eur Respir J*. Sep 2017;50(3)doi:10.1183/13993003.00582-2017
21. Murray CJL, Ikuta KS, Sharara F, et al. Global burden of bacterial antimicrobial resistance in 2019: a systematic analysis. *The Lancet*. 2022;399(10325):629-655. doi:10.1016/S0140-6736(21)02724-0
22. STIKO. Empfehlungen der Ständigen Impfkommission (STIKO) beim Robert Koch-Institut. *Epid Bull*. 2025;4(2025):1-75. doi:10.25646/12971.4
23. Eichler N, Joseph L, Megged O, Goldberg S, Picard E. The impact of pneumococcal conjugate vaccine on the prevalence and severity of hospitalizations for pneumonia in children. *Eur J Clin Microbiol Infect Dis*. Mar 2022;41(3):439-444. doi:10.1007/s10096-021-04386-0
24. O'Brien KL, Wolfson LJ, Watt JP, et al. Burden of disease caused by *Streptococcus pneumoniae* in children younger than 5 years: global estimates. *Lancet*. Sep 12 2009;374(9693):893-902. doi:10.1016/S0140-6736(09)61204-6

25. WHO. Household air pollution. Updated 16.10.2024. Accessed 06.09.2025, <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/household-air-pollution-and-health>
26. Ginsburg AS, Duncan K, Klugman KP, Srikantiah P. Access to antibiotics for pneumonia and sepsis in LMICs. *Lancet Glob Health*. Dec 2024;12(12):e1928-e1929. doi:10.1016/S2214-109X(24)00418-2
27. Markussen DL, Serigstad S, Ritz C, et al. Diagnostic Stewardship in Community-Acquired Pneumonia With Syndromic Molecular Testing: A Randomized Clinical Trial. *JAMA Netw Open*. Mar 4 2024;7(3):e240830. doi:10.1001/jamanetworkopen.2024.0830
28. Palmisano A, Gnasso C, Cereda A, et al. Chest CT opportunistic biomarkers for phenotyping high-risk COVID-19 patients: a retrospective multicentre study. *Eur Radiol*. Nov 2023;33(11):7756-7768. doi:10.1007/s00330-023-09702-0
29. Thomson WR, Puthuchery ZA, Wan YI. Critical care and pandemic preparedness and response. *Br J Anaesth*. Nov 2023;131(5):847-860. doi:10.1016/j.bja.2023.07.026
30. Maia R, Carvalho V, Faria B, et al. Diagnosis Methods for COVID-19: A Systematic Review. *Micromachines (Basel)*. Aug 19 2022;13(8)doi:10.3390/mi13081349
31. Xie X, Zhong Z, Zhao W, Zheng C, Wang F, Liu J. Chest CT for Typical Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) Pneumonia: Relationship to Negative RT-PCR Testing. *Radiology*. Aug 2020;296(2):E41-E45. doi:10.1148/radiol.2020200343
32. Shao J, Ma J, Yu Y, et al. A multimodal integration pipeline for accurate diagnosis, pathogen identification, and prognosis prediction of pulmonary infections. *Innovation (Camb)*. Jul 1 2024;5(4):100648. doi:10.1016/j.xinn.2024.100648
33. Choi O, Kim S. Comparison of the efficacy of COVID-19 responses in South Korea and the United States. *Glob Health Action*. Dec 31 2024;17(1):2370611. doi:10.1080/16549716.2024.2370611
34. de Bengy Puyvallee A, Storeng KT. COVAX, vaccine donations and the politics of global vaccine inequity. *Global Health*. Mar 5 2022;18(1):26. doi:10.1186/s12992-022-00801-z
35. Chung YS, Lam CY, Tan PH, Tsang HF, Wong SC. Comprehensive Review of COVID-19: Epidemiology, Pathogenesis, Advancement in Diagnostic and Detection Techniques, and Post-Pandemic Treatment Strategies. *Int J Mol Sci*. Jul 26 2024;25(15)doi:10.3390/ijms25158155
36. Balakrishnan VS. 2 years of the Access to COVID-19 Tools-Accelerator. *Lancet Infect Dis*. Jul 2022;22(7):948. doi:10.1016/S1473-3099(22)00378-4
37. Prokop M, van Everdingen W, van Rees Vellinga T, et al. CO-RADS: A Categorical CT Assessment Scheme for Patients Suspected of Having COVID-19- Definition and Evaluation. *Radiology*. Aug 2020;296(2):E97-E104. doi:10.1148/radiol.2020201473

38. Long DA, Long B, Koyfman A. Clinical mimics: an emergency medicine focused review of pneumonia mimics. *Intern Emerg Med*. Jun 2018;13(4):539-547. doi:10.1007/s11739-018-1840-z
39. Reynolds JH, McDonald G, Alton H, Gordon SB. Pneumonia in the immunocompetent patient. *Br J Radiol*. Dec 2010;83(996):998-1009. doi:10.1259/bjrr/31200593
40. Cao B, Iredell J, Middleton P, Young N. Chest CT in COVID-19 patients: A clinical need. *J Med Radiat Sci*. Mar 2023;70(1):40-45. doi:10.1002/jmrs.642
41. Rubin GD, Ryerson CJ, Haramati LB, et al. The Role of Chest Imaging in Patient Management During the COVID-19 Pandemic: A Multinational Consensus Statement From the Fleischner Society. *Chest*. Jul 2020;158(1):106-116. doi:10.1016/j.chest.2020.04.003
42. Jin C, Chen W, Cao Y, et al. Development and evaluation of an artificial intelligence system for COVID-19 diagnosis. *Nat Commun*. Oct 9 2020;11(1):5088. doi:10.1038/s41467-020-18685-1
43. Reiser M, Kuhn FP, Debus J, KG GTV. *Duale Reihe Radiologie*. 4th ed. Thieme; 2017.
44. Alkadhi H, Leschka S. *Wie funktioniert CT?* 2nd ed. Springer Berlin Heidelberg; 2024.
45. Fleischmann D, Boas FE. Computed tomography - old ideas and new technology. *Eur Radiol*. Mar 2011;21(3):510-7. doi:10.1007/s00330-011-2056-z
46. Willemink MJ, de Jong PA, Leiner T, et al. Iterative reconstruction techniques for computed tomography Part 1: technical principles. *Eur Radiol*. Jun 2013;23(6):1623-31. doi:10.1007/s00330-012-2765-y
47. Ahn C, Heo C, Kim JH. *Combined low-dose simulation and deep learning for CT denoising: application in ultra-low-dose chest CT*. vol 11050. 2019 Joint International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT) and International Forum on Medical Imaging in Asia (IFMIA). SPIE; 2019.
48. Sadia RT, Chen J, Zhang J. CT image denoising methods for image quality improvement and radiation dose reduction. *J Appl Clin Med Phys*. Feb 2024;25(2):e14270. doi:10.1002/acm2.14270
49. Choi H, Chang W, Kim JH, et al. Dose reduction potential of vendor-agnostic deep learning model in comparison with deep learning-based image reconstruction algorithm on CT: a phantom study. *Eur Radiol*. Feb 2022;32(2):1247-1255. doi:10.1007/s00330-021-08199-9
50. Goodman B, Flaxman S. European Union Regulations on Algorithmic Decision Making and a "Right to Explanation". *AI Magazine*. 2017;38(3):50-57. doi:doi.org/10.1609/aimag.v38i3.2741
51. Tamura A, Mukaida E, Ota Y, Kamata M, Abe S, Yoshioka K. Superior objective and subjective image quality of deep learning reconstruction for low-dose abdominal

- CT imaging in comparison with model-based iterative reconstruction and filtered back projection. *Br J Radiol*. Jul 1 2021;94(1123):20201357. doi:10.1259/bjr.20201357
52. Jiang B, Li N, Shi X, et al. Deep Learning Reconstruction Shows Better Lung Nodule Detection for Ultra-Low-Dose Chest CT. *Radiology*. Apr 2022;303(1):202-212. doi:10.1148/radiol.210551
53. Schwartz FR, Clark DP, Rigioli F, et al. Evaluation of the impact of a novel denoising algorithm on image quality in dual-energy abdominal CT of obese patients. *Eur Radiol*. Oct 2023;33(10):7056-7065. doi:10.1007/s00330-023-09644-7
54. Kerpel A, Marom EM, Green M, et al. Ultra-Low Dose Chest CT with Denoising for Lung Nodule Detection. *Isr Med Assoc J*. Sep 2021;23(9):550-555.
55. Gorenstein L, Onn A, Green M, Mayer A, Segev S, Marom EM. A Novel Artificial Intelligence Based Denoising Method for Ultra-Low Dose CT Used for Lung Cancer Screening. *Acad Radiol*. Nov 2023;30(11):2588-2597. doi:10.1016/j.acra.2023.02.019
56. Klug M, Sobeh T, Green M, et al. Denoised Ultra-Low-Dose Chest CT to Assess Pneumonia in Individuals Who Are Immunocompromised. *Radiol Cardiothorac Imaging*. Apr 2025;7(2):e240189. doi:10.1148/ryct.240189
57. Koetzier LR, Mastrodicasa D, Szczykutowicz TP, et al. Deep Learning Image Reconstruction for CT: Technical Principles and Clinical Prospects. *Radiology*. Mar 2023;306(3):e221257. doi:10.1148/radiol.221257
58. Bellomo R, Warrillow SJ, Reade MC. Why we should be wary of single-center trials. *Crit Care Med*. Dec 2009;37(12):3114-9. doi:10.1097/CCM.0b013e3181bc7bd5
59. Barca P, Paolicchi F, Aringhieri G, et al. A comprehensive assessment of physical image quality of five different scanners for head CT imaging as clinically used at a single hospital centre-A phantom study. *PLoS One*. 2021;16(1):e0245374. doi:10.1371/journal.pone.0245374
60. Kapper C, Muller L, Kronfeld A, et al. Value of vendor-agnostic deep learning image denoising in brain computed tomography: A multi-scanner study. *Röfo*. Jan 2025;197(1):65-75. doi:10.1055/a-2290-4781
61. Bos D, Guberina N, Zensen S, Opitz M, Forsting M, Wetter A. Radiation Exposure in Computed Tomography. *Dtsch Arztebl Int*. Mar 13 2023;120(9):135-141. doi:10.3238/arztebl.m2022.0395
62. Valentin J. *The 2007 recommendations of the international commission on radiological protection*. vol 37. Elsevier Oxford; 2007.
63. McCollough CH, Primak AN, Braun N, Kofler J, Yu L, Christner J. Strategies for reducing radiation dose in CT. *Radiol Clin North Am*. Jan 2009;47(1):27-40. doi:10.1016/j.rcl.2008.10.006
64. Löbke-Reinl A, Peter J, Bernhard-Ströl C, Trugenberg-Schnabel A, Lovsky A. *Umweltradioaktivität und Strahlenbelastung: Jahresbericht 2020*. 2023. <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:0221-2023092039261>

65. Platten DJ, Castellano IA, Chapple CL, et al. Radiation dosimetry for wide-beam CT scanners: recommendations of a working party of the Institute of Physics and Engineering in Medicine. *Br J Radiol.* Jul 2013;86(1027):20130089. doi:10.1259/bjr.20130089
66. Zarb F, Rainford L, McEntee MF. Image quality assessment tools for optimization of CT images. *Radiography.* 2010;16(2):147-153. doi:doi.org/10.1016/j.radi.2009.10.002
67. Kalender WA. *Computed Tomography: Fundamentals, System Technology, Image Quality, Applications.* 3rd ed. Wiley; 2011.
68. Verdun FR, Racine D, Ott JG, et al. Image quality in CT: From physical measurements to model observers. *Phys Med.* Dec 2015;31(8):823-843. doi:10.1016/j.ejmp.2015.08.007
69. Hashemi S, Mehrez H, Cobbold RS, Paul NS. Optimal image reconstruction for detection and characterization of small pulmonary nodules during low-dose CT. *Eur Radiol.* Jun 2014;24(6):1239-50. doi:10.1007/s00330-014-3142-9
70. Strauss K, Boone J, Cody D, McCollough C, McNitt-Gray M, Toth T. Size-specific dose estimates (SSDE) in pediatric and adult body CT examinations. *AAPM report.* 2011;204:1-30. doi:doi.org/10.37206/143
71. McCollough C, Bakalyar DM, Bostani M, et al. Use of water equivalent diameter for calculating patient size and size-specific dose estimates (SSDE) in CT: the report of AAPM task group 220. *AAPM report.* 2014;2014:6.
72. Won Kim C, Kim JH. Realistic simulation of reduced-dose CT with noise modeling and sinogram synthesis using DICOM CT images. *Med Phys.* Jan 2014;41(1):011901. doi:10.1118/1.4830431
73. Brendlin AS, Wrazidlo R, Almansour H, et al. How Real Are Computed Tomography Low Dose Simulations? An Investigational In-Vivo Large Animal Study. *Acad Radiol.* Aug 2023;30(8):1678-1694. doi:10.1016/j.acra.2022.11.008
74. Faul F, Erdfelder E, Buchner A, Lang A-G. Statistical power analyses using G*Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses. *Behavior Research Methods.* 2009/11/01 2009;41(4):1149-1160. doi:10.3758/BRM.41.4.1149
75. Trugenberger-Schnabel A, Lovsky A, Löbke-Reinl A, Peter J. *Grundlagen zur Umweltradioaktivität und Strahlenbelastung in Deutschland.* 2021. <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:0221-2023032136841>
76. Azour L, Hu Y, Ko JP, et al. Deep Learning Denoising of Low-Dose Computed Tomography Chest Images: A Quantitative and Qualitative Image Analysis. *J Comput Assist Tomogr.* Mar-Apr 01 2023;47(2):212-219. doi:10.1097/RCT.0000000000001405
77. Park HJ, Choi SY, Lee JE, et al. Deep learning image reconstruction algorithm for abdominal multidetector CT at different tube voltages: assessment of image quality and radiation dose in a phantom study. *Eur Radiol.* Jun 2022;32(6):3974-3984. doi:10.1007/s00330-021-08459-8

78. Usui K, Ogawa K, Goto M, Sakano Y, Kyougoku S, Daida H. Quantitative evaluation of deep convolutional neural network-based image denoising for low-dose computed tomography. *Vis Comput Ind Biomed Art*. Jul 25 2021;4(1):21. doi:10.1186/s42492-021-00087-9
79. Hata A, Yanagawa M, Yoshida Y, et al. Combination of Deep Learning-Based Denoising and Iterative Reconstruction for Ultra-Low-Dose CT of the Chest: Image Quality and Lung-RADS Evaluation. *AJR Am J Roentgenol*. Dec 2020;215(6):1321-1328. doi:10.2214/AJR.19.22680
80. Cropp RJ, Seslija P, Tso D, Thakur Y. Scanner and kVp dependence of measured CT numbers in the ACR CT phantom. *J Appl Clin Med Phys*. Nov 4 2013;14(6):4417. doi:10.1120/jacmp.v14i6.4417
81. Szczykutowicz TP, Nett B, Cherkezyan L, et al. Protocol Optimization Considerations for Implementing Deep Learning CT Reconstruction. *AJR Am J Roentgenol*. Jun 2021;216(6):1668-1677. doi:10.2214/AJR.20.23397
82. Yuki H, Oda S, Utsunomiya D, et al. Clinical impact of model-based type iterative reconstruction with fast reconstruction time on image quality of low-dose screening chest CT. *Acta Radiol*. Mar 2016;57(3):295-302. doi:10.1177/0284185115575537
83. Tian Q, Li X, Li J, et al. Image quality improvement in low-dose chest CT with deep learning image reconstruction. *J Appl Clin Med Phys*. Dec 2022;23(12):e13796. doi:10.1002/acm2.13796
84. Greffier J, Durand Q, Frandon J, et al. Improved image quality and dose reduction in abdominal CT with deep-learning reconstruction algorithm: a phantom study. *Eur Radiol*. Jan 2023;33(1):699-710. doi:10.1007/s00330-022-09003-y
85. Cozzi A, Ce M, De Padova G, et al. Deep Learning-Based Versus Iterative Image Reconstruction for Unenhanced Brain CT: A Quantitative Comparison of Image Quality. *Tomography*. Aug 31 2023;9(5):1629-1637. doi:10.3390/tomography9050130
86. Lee JE, Choi SY, Hwang JA, et al. The potential for reduced radiation dose from deep learning-based CT image reconstruction: A comparison with filtered back projection and hybrid iterative reconstruction using a phantom. *Medicine (Baltimore)*. May 14 2021;100(19):e25814. doi:10.1097/MD.00000000000025814
87. Greffier J, Si-Mohamed S, Frandon J, et al. Impact of an artificial intelligence deep-learning reconstruction algorithm for CT on image quality and potential dose reduction: A phantom study. *Med Phys*. Aug 2022;49(8):5052-5063. doi:10.1002/mp.15807
88. Hani C, Trieu NH, Saab I, et al. COVID-19 pneumonia: A review of typical CT findings and differential diagnosis. *Diagn Interv Imaging*. May 2020;101(5):263-268. doi:10.1016/j.diii.2020.03.014
89. Tækker M, Kristjánisdóttir B, Graumann O, Laursen CB, Pietersen PI. Diagnostic accuracy of low-dose and ultra-low-dose CT in detection of chest pathology: a systematic review. *Clinical Imaging*. 2021;74:139-148. doi:10.1016/j.clinimag.2020.12.041

7 Erklärungen zum Eigenanteil

Die Arbeit wurde in der Diagnostischen und Interventionellen Radiologie der Radiologischen Universitätsklinik Tübingen unter Betreuung von PD Dr. Andreas S. Brendlin durchgeführt.

Die Konzeption der Studie und Dissertation erfolgte durch PD Dr. Saif Afat und PD Dr. Andreas S. Brendlin.

Die Unterstützung im Rahmen der multizentrischen COLD-Studie (Publikation) erfolgte durch:

PD Dr. Saif Afat, PD Dr. Andreas S. Brendlin – Universitätsklinikum Tübingen

Dr. David Mangold, PD Dr. Katharina Abbasi Dezfouli – Universitätsklinikum Heidelberg

Prof. Dr. Matthias Frölich – Universitätsklinikum Mannheim

Dr. Billurvan Taskin, Prof. Dr. Christopher Kloth – Universitätsklinikum Ulm

Die Aufgabenbereiche verteilten sich wie folgt:

Konzeption – PD Dr. Saif Afat und PD Dr. Andreas S. Brendlin

Methodik – PD Dr. Andreas S. Brendlin

Ressourcen – PD Dr. Saif Afat, PD Dr. Andreas S. Brendlin, Dr. David Mangold, PD Dr. Katharina Abbasi Dezfouli, Prof. Dr. Matthias Frölich, Dr. Billurvan Taskin, Prof. Dr. Christopher Kloth

Software – PD Dr. Andreas S. Brendlin

Datenkuratierung – Markus Mader, Dr. David Mangold, PD Dr. Katharina Abbasi Dezfouli, Prof. Dr. Matthias Frölich, Dr. Billurvan Taskin, Prof. Dr. Christopher Kloth

Formale Analyse – Markus Mader, PD Dr. Andreas S. Brendlin

Untersuchung der Daten – Markus Mader

Validierung – PD Dr. Saif Afat, PD Dr. Andreas S. Brendlin

Visualisierung – Markus Mader, PD Dr. Andreas S. Brendlin

Projektverwaltung – PD Dr. Saif Afat, PD Dr. Andreas S. Brendlin

Supervision – PD Dr. Andreas S. Brendlin

Erstellung des Originalmanuskripts – Markus Mader

Überprüfung und Bearbeitung des Manuskripts – PD Dr. Saif Afat, PD Dr. Andreas S. Brendlin, Dr. David Mangold, PD Dr. Katharina Abbasi Dezfouli, Prof. Dr. Matthias Frölich, Dr. Billurvan Taskin, Prof. Dr. Christopher Kloth

Beschaffung von Finanzmitteln – PD Dr. Saif Afat, PD Dr. Katharina Abbasi Dezfouli

Die Studie wurde finanziell unterstützt vom Land Baden-Württemberg im Rahmen der „Sonderfördermaßnahme COVID-19 Forschung“.

Sämtliche Auswertungen wurden von mir oder in Zusammenarbeit mit PD Dr. Andreas S. Brendlin durchgeführt.

Die statistische Auswertung erfolgte nach Anleitung durch PD Dr. Andreas S. Brendlin durch mich.

Zur Überprüfung von Rechtschreibung und Grammatik wurde das Programm Microsoft Word inklusive Editor verwendet.

Das KI-Tool ChatGPT, OpenAI, Version gpt-4o, wurde als Hilfsmittel für initiale Strukturierungsvorschläge verwendet. Die abschließende Strukturierung, thematische Schwerpunktsetzung und inhaltliche Erstellung des Manuskripts erfolgten eigenständig durch mich.

Ich versichere, das Manuskript der Dissertation selbstständig – nach Anleitung von PD Dr. Andreas S. Brendlin – verfasst zu haben und keine weiteren als die von mir angegebenen Quellen verwendet zu haben.

Tübingen, 06. September 2025

8 Veröffentlichungen

9 Danksagung

Ich möchte allen meinen großen Dank aussprechen, die mich bei der Anfertigung meiner Dissertation unterstützt haben.

Mein besonderer Dank gilt Privatdozent Dr. Andreas Brendlin für die ausgezeichnete Betreuung bei der Durchführung der gesamten Arbeit.

Außerdem möchte ich mich bei Professor Dr. Benjamin Bender für die Begutachtung der Dissertation bedanken.

Ich danke allen Beteiligten am Projekt COLD für die gute wissenschaftliche Zusammenarbeit.

Meinen Großeltern, Eltern, Geschwistern und Freunden danke ich für ihre Ermutigungen während des Studiums und der Arbeit an dieser Dissertation.

Für ihre unermüdliche Unterstützung gilt besonderer Dank Vanessa.