

Benjamin Lyall Goodey
Håkon Fredensborg Knapstad
Julian Veelo

Optimalisering av bildekvalitet og tidsbruk innen MR Abdomen med fokus på bruk av kunstig intelligens

Hva sier litteraturen om effekten av KI på optimalisering av bildekvalitet og tidsbruk innen abdominal MR?

Bacheloroppgave i Radiografi
Veileder: Øystein Olsen
Mai 2024

Benjamin Lyall Goodey
Håkon Fredensborg Knapstad
Julian Veelo

Optimalisering av bildekvalitet og tidsbruk innen MR Abdomen med fokus på bruk av kunstig intelligens

Hva sier litteraturen om effekten av KI på optimalisering av bildekvalitet og tidsbruk innen abdominal MR?

Bacheloroppgave i Radiografi
Veileder: Øystein Olsen
Mai 2024

Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet
Institutt for sirkulasjon og bildediagnostikk

Sammendrag

Magnetresonanstomografi (MR) er en viktig diagnostisk teknikk, men den står overfor utfordringer knyttet til bildekvalitet, effektivitet og tidsbruk. Denne studien undersøker hvordan kunstig intelligens (KI) kan brukes til å forbedre bildekvaliteten og redusere tidsbruken i abdominale MR-undersøkelser. I denne kvantitative litteraturstudien ble elleve artikler analysert.

Felles for de valgte artikler var at de sammenlignet sekvenser som brukte KI-algoritmer mot konvensjonelle sekvenser, eller brukte en KI-filter for å behandle bildene etter skanning. I de aller fleste tilfeller viste sekvensene som gjorde bruk av KI en forbedring på områdene bildekvalitet og tid, men det var også enkelte områder der forskjellene ikke var så utpreget. Fordelene gir seg mest bemerkbar i en eller flere av følgende aspekter: signal-til-støy-forhold, kontrast-til-støy-forhold, artefakt påvirkning, skanntid og rekonstruksjonstid.

Abstract

Magnetic resonance imaging (MRI) is an important diagnostic technique, but faces challenges related to image quality, effectiveness and time consumption. This study looks at how artificial intelligence (AI) can be used to improve image quality and reduce time consumption in abdominal MRI-scans. In this quantitative literature review eleven articles were analysed.

The selected articles had in common that they compared sequences using AI-algorithms compared to conventional sequences, or applied AI-filters to images that had already been collected. In the majority of cases the sequences performed better in the metrics of image quality and time usage, but there were also areas where they performed similar to conventional sequences. The performance increase was most notable in the areas: signal-to-noise ratio, contrast-to-noise ratio, artifacts, scantime and reconstruction time.

Forord

Dette er vår avsluttende oppgave for radiografi ved NTNU i Trondheim. Oppgaven ble gjennomført i våren 2024, og vi har arbeidet grundig og målrettet med temaet optimalisering av bildekvalitet og tidsbruk innen MR abdomen, med fokus på bruk av kunstig intelligens. Det har vært en spennende og lærerik prosess. Gjennom denne perioden har vi tilegnet oss verdifull kunnskap og erfaringer som vi tar med oss inn i vår fremtidige yrkeskarriere. Vi håper at innsikten og funnene i denne studien også kan være til nytte for andre radiografer.

En spesiell takk rettes til vår veileder, Øystein Olsen, for utmerket veiledning og støtte gjennom hele prosessen med bachelorskrivingen.

Trondheim, 2024

Benjamin Lyall Goodey, Håkon Fredensborg Knapstad og Julian Veelo

Innholdsfortegnelse

| | |
|---|----|
| 1 Innledning..... | 6 |
| 2 Teori..... | 9 |
| 2.1 Parallel imaging..... | 9 |
| 2.2 Compressed sensing..... | 9 |
| 2.3 Kunstig intelligens..... | 10 |
| 2.4 MR sekvenser og rekonstruksjonsteknikker brukt i studier..... | 12 |
| 2.4.1 Med kunstig intelligens (KI)..... | 12 |
| 2.4.2 Konvensjonelle sekvenser:..... | 13 |
| 3 Metode..... | 14 |
| 3.1 Litteraturstudie..... | 14 |
| 3.2 Søke- og utvalgsprosess..... | 14 |
| 3.3 Utvalg..... | 17 |
| 3.4 Analyse..... | 18 |
| 3.5 Forskningsetisk vurdering..... | 18 |
| 3.6 Svakheter ved metoden..... | 19 |
| 4 Resultater..... | 20 |
| 4.2 Tid..... | 25 |
| 4.3 Bildekvalitet..... | 27 |
| 5 Diskusjon..... | 32 |
| 5.1 Tid..... | 32 |
| 5.2 Bildekvalitet..... | 34 |
| 5.3 Svakheter ved studien..... | 37 |
| 6 Konklusjon..... | 38 |
| Referanseliste..... | 39 |

Begrepsforklaringer

ANN: *Artificial neural networks*. Datamodeller inspirert av menneskelige nevralt nettverk, brukt i kompleks dataanalyse og mønsteroppdagelse.

ARDL: *AIR Recon DL* er en algoritme basert på dyp læring som benyttes i rekonstruksjon av MR-bilder. Denne teknologien muliggjør fremstilling av skarpe bilder raskere ved å fjerne støy og artefakter fra råbilder.

ACS SBH-T2WI: *Artificial Intelligence-assisted Compressed Sensing Single-Breath-Hold T2-Weighted Imaging*.

BLADE: En MR-teknikk som radialt fyller k-space og bruker overlappende segmenter, for å redusere bevegelses uskarphet, spesielt i abdomen. Dette minimerer artefakter fra pasient bevegelser, noe som gjør teknikken ideell for urolige pasienter og områder utsatt for bevegelse.

CNN: *Convolutional neural network*. En type dypt læringsnettverk, ofte brukt i bilderekonstruksjon og prosessering.

CNR: *Contrast to noise ratio*. Kontrast til støy forhold er en måleenhet som beskriver graden av kontrast mellom interesse vev og bakgrunnen

CS: *Compressed sensing*. En teknikk i bildebehandling som rekonstruerer bilder fra undersamlet data.

DISCO: Differensiell subsampling med kartesisk ordning er en avansert MR-teknikk der datapunkter i k-space samples med ulik tetthet basert på deres plassering. Dette bidrar til raskere bildebehandling ved at de mest informative delene av k-space, vanligvis sentrum, har en høyere samplingstetthet enn de ytre områdene.

DL: Dyp læring i radiologi bruker nevralt nettverk for å forbedre MR-bildeanalyse, identifisere mønstre og øke diagnostisk nøyaktighet.

DLR: *Deep learning reconstruction*. En rekonstruksjonsalgoritme som benytter seg av dyp læring for å rekonstruere bilder fra rådata.

DL HASTE: En videreutvikling av HASTE-teknikken i MR-bildetaking, som kombinerer *Half-Fourier Acquisition Single-shot Turbo spin Echo* med dyp læring. HASTE er en *single-shot* metode som samler all nødvendig data etter en 90° eksitasjonspuls. Den bruker lange ekkotog og *conjugate symmetry* prinsippet for å danne bilder. DL HASTE integrerer dyp læring for å forbedre bildekvaliteten eller redusere innhentingstiden i denne sammenhengen.

DWI: Diffusjonsvektet bildediagnostikk er en MR-teknikk som brukes til å måle diffusjonen av vannmolekyler i kroppsvev.

FB: Free breathing.

HASTE: Half-Fourier Acquisition Single shot Turbo spin Echo. Single shot-teknikk som kun fyller halve k-space.

IQM: Image Quality Metrics - Parametere eller standarder brukt for å evaluere og kvantifisere kvaliteten på et bilde.

IQR: Interquartile Range - Et mål på statistisk spredning, som viser hvor dataene ligger midt i 50% av settet.

K-space: En 2D-matrise med informasjon som representerer amplitude, frekvens og fase. Hvert punkt inneholder informasjon om hele bildet, hvor informasjonen sentralt står for mesteparten av kontrasten og ytterkantene har informasjon om detaljer.

KI: Kunstig intelligens. Refererer til bruk av avanserte algoritmer og databehandlingsteknikker for å etterligne menneskelig intelligens. KI-systemer kan lære fra store mengder data, identifisere mønstre og anomalier.

MR: Magnetisk resonanstomografi. En bildediagnostikk som bruker sterke magnetfelt og radiobølger for å lage detaljerte bilder av kroppens indre.

MRCF: Magnetisk resonans kolangiopankreatografi. MR-teknikk brukt til å detaljert visualisere galleveier og bukspyttkjertelkanaler.

NSA/NEX: Antall ganger et k-space er samlet i en MR-sekvens.

Partial Fourier: En metode hvor man kan bruke kun en halv del av k-space til å konstruere et bilde. Hvis det ikke oppstår noen fase feil i dataopptaket, har k-space en speilet egenskap kjent som *conjugate symmetry*, som metoden gjør bruk av for å danne et bilde fra en ufullstendig samlet k-space.

PI: *Parallel imaging*. En teknikk i MR som bruker flere antenner for raskere bildebehandling. Plassering i bildet approksimeres basert på signalstyrke til de forskjellige antennene, som sparer skanningstid.

PICS: *Parallel imaging with compressed sensing*. En MR-teknikk som kombinerer *parallel imaging* og *compressed sensing* for å redusere skanningstid.

REK: Regionale Komiteer for Medisinsk og Helsefaglig Forskningsetikk. Norsk komité som håndterer forskningsetikk i medisin og helsefag.

RF-puls: *Radiofrequency puls*. En puls av radiobølger brukt i MR for å eksitere hydrogenatomer i kroppen.

RT-T2WI: *Respiratory Triggered T2-Weighted Imaging* er en metode som gir T2-vektede bilder. Bildeopptak synkroniseres etter pasientens pustebevegelser.

ROI: *Region of interest*. Et spesifikt område i et bilde som er fokus for analyse.

SNR: *Signal-to-noise ratio*. Et mål på bildekvaliteten i MR, forholdet mellom signalet og bakgrunnsstøyen.

Sparsity: En egenskap ved data der de fleste verdier er null eller nær null, noe som muliggjør effektiv komprimering og raskere bildebehandling gjennom teknikker som *compressed sensing* (CS).

SS: Single shot. Bildesekvens som benytter seg av kun én 90° eksitasjonspuls etterfulgt av flere ekkopulser.

SSFSE: *Single Shot Fast Spin Echo*. General Electric (GE) sitt navn på HASTE

TE: *Time to echo*. Tiden det tar fra en RF-puls er gitt til ekkoet registreres.

TR: *Repetition time*. Tiden mellom påfølgende RF-pulser i en MR-sekvens.

TSE: Turbo spinn-ekko. En MR-teknikk som gir raskere bildedannelse sammenlignet med spinn-ekko metoden.

VN: *Variational network* (VN) integrerer dyp læring direkte i bilde-rekonstruksjonsprosessen for å optimalisere hvordan bilder dannes fra rådata.

1 Innledning

Magnetresonanstomografi (MR) er en vanlig bildeundersøkelse som bruker sterke magnetfelt og radiobølger for å produsere detaljerte bilder av kroppens indre strukturer. I Norge utføres det et betydelig antall polikliniske MR-undersøkelser årlig, omtrent 606 000 i perioden 2018 - 2022¹ og dette tallet fortsetter å øke. Til tross for sin utbredte bruk, er det rom til forbedring i områdene bildekvalitet, tidsbruk og effektivitet.²

Enkelte begrensninger knyttet til MR inkluderer langvarige undersøkelsestider, bevegelsesartefakter og begrensninger i bildekvalitet som kan påvirke diagnostisk nøyaktighet og pasientkomfort. De vanligste utfordringene innen MR skyldes ofte pasientbevegelser, spesielt for de som ikke kan ligge stille av ulike årsaker. Nedenfor introduseres det noen tradisjonelle tilnærminger til disse problemene og hvor nyere teknikker basert på kunstig intelligens (KI) teknologi kan ha sin plass.

Tradisjonelle tilnærminger for å akselerere MR-undersøkelser inkluderer metoder som radial k-space fylling, *parallel imaging* og *compressed sensing*.³⁻⁶ Man kan også prøve å immobilisere pasienten på en bedre måte og repetere viktigheten av å ligge stille. Det finnes derimot også tilfeller hvor bevegelse er vanskelig å unngå på grunn av peristaltikk eller pusting. I disse tilfeller kan man bruke forskjellige *gating* metoder som hold-pusten sekvenser eller medikamenter som reduserer tarmbevegelser.

Flere studier har demonstrert potensialet til KI i å redusere undersøkelsestid og forbedre bildekvaliteten innen MR.⁷ Ved å analysere store datasett av MR bilder, kan KI-algoritmer identifisere mønstre, optimalisere bilder og forbedre rekonstruksjonsprosesser. Til tross for lovende resultater er det fremdeles noen uklarheter knyttet til effekten av KI på MR-optimalisering. Enkelte studier peker på begrensninger i forhold til generaliserbarhet og robusthet i KI modeller, mens andre understreker behovet for ytterligere validering og klinisk testing før bred implementering.^{7,8}

Denne studien ser på følgende forskningsspørsmål: *Hva sier litteraturen om effekten av KI på optimalisering av bildekvalitet og tidsbruk innen abdominal MR?*

2 Teori

Som grunnlag for denne studien er det viktig å ha oversikt over følgende teoretiske prinsipper.

2.1 Parallel imaging

Parallel imaging er en metode som ble utviklet på 90-tallet, den gjør bruk av *phased-array* spoler og ble først brukt til å øke SNR.⁹ Ved å bruke flere mindre spoler som er overlappende og dekker samme volum som en stor spole, og å kombinere signalene fra de enkelte spolene, blir støy minimert som gir en forbedret SNR.⁵ I dag brukes *parallel imaging* i hovedsak for å redusere skanntid, i bytte mot en noe lavere SNR.¹⁰ Plasseringen av mottaker spolene og sensitiviteten deres hjelper med romlig koding. Dette tillater en reduksjon i antall fasekodninger noe som kan gi en betydelig reduksjon i skanntid.¹¹ Denne teknikken er spesielt nyttig for avbildning av områder hvor bevegelser kan føre til dårligere bildekvalitet.

2.2 Compressed sensing

Compressed sensing er en teknikk som reduserer skanntiden ved å undersample k-space.¹² Siden de fleste bilder kan bli komprimert uten synlig påvirkning av bildekvaliteten for lagring og videresending, der mye av den innhentede data slettes, hadde man spart mye tid ved å kun innhente viktig informasjon som ikke blir slettet ved komprimering under MR skanningen.¹³ *Compressed sensing* er en metode for datainnhenting som bruker tilfeldig ufullstendig sampling av k-space. Til slutt blir bildet dannet gjennom en iterativ optimeringsprosess ved bruk av *non-Fourier* transformasjon og terskling av *intermediately* rekonstruerte bilder.¹⁴ Dette bidrar til å filtrere ut uønsket støy og fremhever de viktigste bildeelementene. For å kunne bruke *compressed sensing* må tre faktorer være til stede: *sparsity*, inkoherens og ikke-lineær.^{15,16} Undersamplingen må skje på en tilfeldig måte for å fordele feilene jevnt over bildet som støy, noe som kan korrigeres for i etterkant. *Sparsity* er til hvilken grad en bildematrix inneholder viktig data. Ved å bruke wavelet-transformasjon kan man transformere et bilde til en form der *sparsity* er mer uttalt.

Dette betyr at selv om originalbildet ikke nødvendigvis er sparsomt, kan det omdannes slik at de mest betydningsfulle delene av bildet blir fremhevet. Etter rekonstruksjon kan man fjerne støy ved hjelp av terskelverdier, hvor piksler med lav intensitet fjernes eller reduseres kraftig.

Så bruker man *inverse sparsifying* og *Fourier transforms* for å konvertere dataene tilbake til et k-space format. Det blir da laget en k-space forskjellsmatrise ved å subtrahere originalen fra den støyreduerte k-space dataen og sette alle andre punkt til null. Ved Fouriertransformasjon blir så et forskjellsbilde dannet. Man kan da legge de initiale forskjellsbildene sammen og danne et oppdatert bilde. Ved signifikant forskjell mellom det første og oppdaterte bilde kan man gjenta de stegene ovenfor til man er fornøyd med forskjellen mellom det første bilde og den nye versjonen.¹⁴

2.3 Kunstig intelligens

KI kan brukes til å optimalisere innsamlingen av k-space data, som er grunnlaget for bildedannelsen i MR. Ved hjelp av teknikker som *compressed sensing*, kombinert med KI, kan man raskt rekonstruere bilder fra færre data enn hva som tradisjonelt er nødvendig, noe som reduserer tiden en pasient må tilbringe under skanning. Hjørnesteinen i KI er maskinlæring, hvor datamaskiner lærer fra data og oppdager mønstre uten eksplisitt programmering for hver oppgave.

Dyp læring er en undergruppe i maskinlæring og KI og ble introdusert tidlig på 2000-tallet. Dyp læring var basert på konseptet *artificial neural networks* (ANN).¹⁷ Dyp læring er mer avhengig av å ha nok data til å trene på, men er raskere enn maskinlæring hvis den har fått nok treningsdata. Dyp læring evner å oppdage innviklet struktur i store datasett ved å bruke *backpropagation* algoritmer til å endre egne innvendige parametre som blir brukt i beregninger av representasjoner i hvert lag basert på representasjoner i tidligere lag.¹⁸ Sagt på en annen måte vil det si at dyp læring evner til å *feature engineer* på egen hånd. En algoritme kan skanne data og lete etter egenskaper som korrelerer og kombinere dem til å muliggjøre raskere læring uten menneskelig påvirkning.¹⁹

Convolutional neural network er en form for maskinlæring som i hovedsak benytter seg av tre typer lag: konvolusjonelle lag, *Pooling* lag og *Fully-connected* (FC) lag.²⁰ Det konvolusjonelle laget er steget hvor de fleste beregninger blir gjort. Det brukes et filter som går over et bilde for å identifisere spesielle egenskaper. Gjennom denne prosessen blir det laget et sett av *feature maps* som da kan representere hyppigheten og intensiteten av disse egenskapene i ulike posisjoner i bildet. Det brukes ofte flere konvolusjonelle lag etter

hverandre, noe som åpner for å oppdage mer komplekse mønstre.²¹ *Pooling* laget kommer etter det konvolusjonelle laget og blir brukt til å redusere dimensjonene til *feature maps*. Ofte brukt til dette er *max pooling* og *average pooling* og denne prosessen bidrar til at nettverket er effektivt da det kreves mindre beregning av nettverket etter pooling laget.²² De siste lag i strukturen til en CNN er såkalte *fully-connected* lag. I dette laget er hver neuron tilkoblet til alle nevroner i et annet lag i kjeden. *Fully connected* laget er ansvarlig for klassifisering av bilder basert på egenskapene som ble ekstrahert av tidligere lag.²¹

Variational network (VN) er en avansert metode innen dyp læring spesifikt tilpasset for å forbedre bildebehandling innen MR. VN-modeller fungerer ved å integrere det som kalles variasjonelle inferensmetoder innen en nevralt nettverksarkitektur, som effektivt gjør det mulig å behandle og rekonstruere bildeinformasjon fra undersampled data.²³ Dette er særlig nyttig i MR, hvor tradisjonell bildebehandling krever lengre skanningstid. Ved å anvende VN, kan skanningstiden reduseres betydelig uten at det går på bekostning av bildekvaliteten. VN gjør bruk av et sett med optimaliserte parametere som blir lært gjennom trening på store datasett, noe som muliggjør mer presis og effektiv bildebehandling og rekonstruksjon.

Siden mengden data som innhentes ved MR skanning er direkte korrelert til undersøkelsestiden er de fleste akselerasjonsteknikker basert på en form av undersampling.²⁴ Dette medfører ofte effekter som har en negativ påvirkning på bildekvaliteten. Dette ses ofte som en redusert SNR, CNR og artefakter. Det finnes ulike KI-algoritmer som blir trent for å minimere disse effektene, noe som kan gjøre disse metodene mer aktuelle for diagnostisk bruk eller tillate en høyere akselerasjonsfaktor uten nedgang i bildekvaliteten.²⁵ KI-algoritmer kan også trenes på lav- og høyoppløsningsbilder av samme person og kan lære å generere høyoppløsningsbilder når det brukes en lavoppløsningsprotokoll som samler mindre data. KI-algoritmer blir lært opp til å forstå rekonstruksjonsprosessen og inkluderer et regulariseringsterm som inkluderer kunnskap om hvordan sluttbildet skal se ut fra trening på store mengder med treningsdata.²⁶

2.4 MR sekvenser og rekonstruksjonsteknikker brukt i studier

Litteraturen som denne studien har sett på bruker ulike sekvenser og rekonstruksjonsteknikker. Her følger en oversikt over de mest relevante, differensiert mellom bruk av KI og konvensjonelle metoder.

2.4.1 Med kunstig intelligens (KI)

DL-HASTE:

Half-Fourier Acquisition Single-shot Turbo spin Echo imaging, med dyp læringsbasert bilde rekonstruksjon.

ACS SBH-T2WI:

Artificial intelligence assisted Compressed Sensing Single Breath Hold T2 Weighted. Den bruker *compressed sensing*, *parallel imaging* og *partial fourier* teknikker sammen med en KI-algoritme til å akselerere bildetaking.

ARDL:

AIR™ Recon DL (ARDL) er GE sin rekonstruksjonsalgoritme basert på dyp læring som forbedrer SNR og bildeklarheten, noe som muliggjør kortere MR-skanningstider. Den består av et *feed-forward* dypt konvolusjonelt nevralt nettverk (CNN) som gjør det mulig å rekonstruere bilder med høyere SNR, redusert artefakt påvirkning og bedre romlig oppløsning.

AIR™ Recon DL fungerer ved å ta imot rå, ufiltrert input og levere forbedret output når det gjelder SNR og bildeartefakter; et annet viktig aspekt er muligheten til å stille inn anvendelsesområdet til CNN før opptaket for å generere bilder med ulik styrke på CNN-applikasjonen (lav, middels og høy). En type bildeartefakt som *AIR™ Recon DL* er trent til å gjenkjenne og redusere, er Gibbs artefakten.

3D DL-CS-MRCP:

3D Deep Learning Compressed Sensing Magnetic Resonance Cholangiopancreatography.

Denne teknikken kombinerer tre teknikker for å forbedre bildekvaliteten og redusere skanntiden i MRCP.

MARC filter:

Motion Artifact Reduction with Convolutional network. Basert på et konvolusjonelt nevralt nettverk bestående av syv lag. MARC filtrerer et bilde input, og filteret ekstraherer artefakter fra input bildet. Et bilde blir dannet som kun består av artefakter, som subtraheres fra originalbildet.

2.4.2 Konvensjonelle sekvenser:

NAÏVE:

Konvensjonell høyoppløsningsbildeopptak til sekvenser som bruker detaljerte skanneparametre for å fange skarpe bilder med finere anatomiske detaljer.

3D CS-MRCP:

3D Compressed Sensing Magnetic Resonance Cholangiopancreatography, er en avansert bildeteknikk brukt i MR for å avbilde bukspyttkjertelen, galleveiene og leveren. Metoden bruker en tredimensjonal teknikk som gir detaljerte, volumetriske bilder, noe som er kritisk for å oppdage og diagnostisere ulike tilstander.

3D GRASE-MRCP:

3D Gradient and Spin Echo Magnetic Resonance Cholangiopancreatography Her anvendes både gradientekko (GRE) og spinekko (SE) pulser. Dette unike oppsettet bidrar til å optimalisere signal-til-støy-forholdet og øke kontrasten mellom de forskjellige vevstypene i bukregionen.

2D SSBH-MRCP:

2D Single Shot Breath-Hold Magnetic Resonance Cholangiopancreatography, er en MR-teknikk designet for å gi detaljerte bilder av galleveiene og bukspyttkjertelkanalene. Denne teknikken er ideell for pasienter som har vanskeligheter med å holde pusten over lengre perioder.

3 Metode

Denne litteraturstudien ble utført ved hjelp av en kvantitativ tilnærming. Systematiske søk ble gjennomført i vitenskapelige databaser for å innhente data. Spesifikt definerte søkeord og inklusjonskriterier ble benyttet for å identifisere studier som omhandler bruk av kunstig intelligens for optimalisering av MR-bilder, med særlig fokus på abdomen.

3.1 Litteraturstudie

Gjennom denne litteraturstudien rettes fokuset på de studiene som finnes om bruken av kunstig intelligens i optimaliseringen av MR-undersøkelser. Ved å systematisk gjennomgå eksisterende forskning, vil potensialet og begrensningene knyttet til bruk av KI i dette området belyses.

Litteraturstudie ble valgt som forskningsmetode fordi den gir tilgang til eksisterende kunnskap og forskning relatert til problemstillingen.²⁷ Metoden er nyttig når det finnes gode publiserte studier, da den tillater en å vurdere og sammenligne tidligere funn. Ved å bruke litteraturstudier kan man identifisere relevante studier som gir innsikt i hvordan kunstig intelligens kan forbedre MR-undersøkelser.

3.2 Søke- og utvalgsprosess

For å finne relevante artikler, ble det anvendt både fullstendige ord og forkortelser i våre søk. Søkeordene som ble brukt var: MRI, MR, Artificial Intelligence, AI, Motion, Artifact, Abdomen, Abdominal, Liver, Body. Søket ble begrenset til litteratur publisert etter 2015, for å sikre at informasjonen var oppdatert og reflekterte de seneste teknologiske utviklingene innen kunstig intelligens.²⁸

Tabell 1: Oversikt over søkeord og kombinasjon

| Komponent | Beskrivelse av søk | Filter og sortering |
|-------------------------------|--|--|
| Søkeord | ((MRI OR MR) AND (AI OR Artificial Intelligence)) AND (Motion OR Artefact) AND (Abdomen OR Abdominal OR Liver OR body) | |
| Logiske operatører | Bruker 'OR' for å utvide og 'AND' for å begrense søkeomfanget | |
| Fokusområde | Kombinere bildeteknologi, KI, bevegelse/artefakter og kroppsområder for fokuserte resultater | |
| Tidsramme og sortering | | Fra: 2015 Til: 2024 Sorter etter: Nyeste først |

- Søkeord: Kombinerer flere kriterier med 'AND' & 'OR' slik at resultatene blir spesifikke.
- Fokusområder: Sørger for at søket dekker forskjellige relevante aspekter som MR modaliteten, bruk av KI, bevegelse og artefakter, og organer innenfor abdomen området.
- Tidsramme og sortering: Filtrer resultatene for å kun inkludere de fra det siste tiåret og sorterer dem etter de nyeste, noe som hjelper til med å sikre relevans og aktualitet av informasjonen som hentes.

Tabell 2: Emneord, søk og antall treff for artikler i Pubmed

| Søk nr. | Emneord | Antall artikler | Artikler vurdert | Antall inkludert |
|---------|---------------------------------------|-----------------|------------------|------------------|
| 1 | MRI OR MR | 960 369 | N/A | N/A |
| 2 | Artificial Intelligence OR AI | 1 320 966 | N/A | N/A |
| 3 | Motion OR Artifact | 427 468 | N/A | N/A |
| 4 | Abdomen OR Abdominal OR Liver OR Body | 3 341 050 | N/A | N/A |
| 5 | 1 AND 2 | 32 536 | N/A | N/A |
| 6 | 1 AND 3 | 39 586 | N/A | N/A |
| 7 | 1 AND 2 AND 3 | 1 440 | N/A | N/A |
| 8 | 1 AND 2 AND 4 | 3 025 | N/A | N/A |
| 9 | 1 AND 2 AND 3 AND 4 | 142 | 31 | 6 |

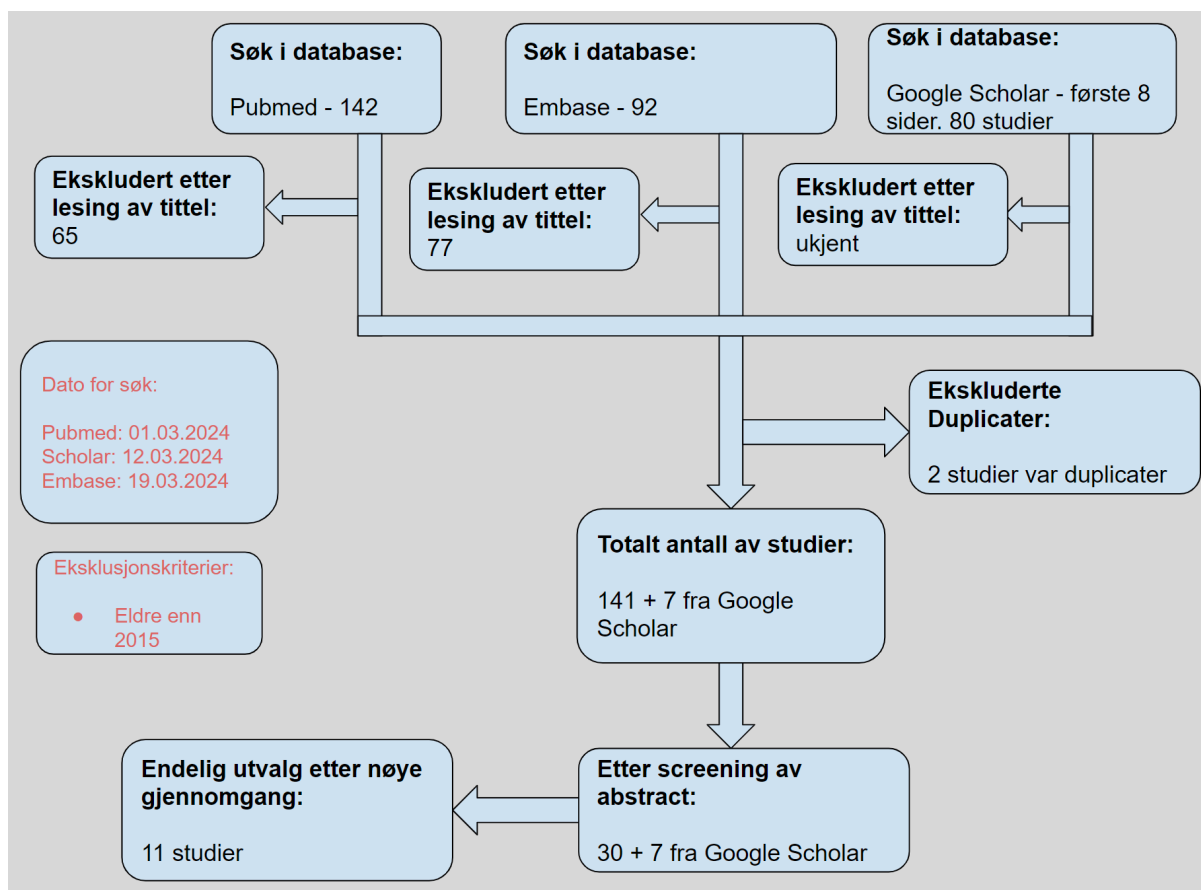
Tabell 3: Emneord, søk og antall treff for artikler i Embase

| Søk nr. | Emneord | Antall artikler | Artikler vurdert | Antall inkludert |
|---------|---------------------------------------|-----------------|------------------|------------------|
| 1 | MRI OR MR | 817 779 | N/A | N/A |
| 2 | Artificial Intelligence OR AI | 248 522 | N/A | N/A |
| 3 | Motion OR Artifact | 429 834 | N/A | N/A |
| 4 | Abdomen OR Abdominal OR Liver OR Body | 5 428 234 | N/A | N/A |
| 5 | 1 AND 2 | 9 820 | N/A | N/A |
| 6 | 1 AND 3 | 37 003 | N/A | N/A |
| 7 | 1 AND 2 AND 3 | 536 | N/A | N/A |
| 8 | 1 AND 2 AND 4 | 1 525 | N/A | N/A |
| 9 | 1 AND 2 AND 3 AND 4 | 92 | 9 | 3 |

Google Scholar ble også benyttet som en database for artikler. På grunn av et høyt antall artikler (>16 900) ved søk på 1, 2, 3 og 4, ble de første 80 artiklene sortert etter relevans og avgrenset fra 2015 og fremover vurdert. Syv artikler ble vurdert og to ble inkludert i oppgaven.

Siden studien fokuserer på KI's rolle i å optimalisere bildekvalitet og tidsbruk innen MR abdomen, ble det brukt varierte søkekombinasjoner for å lokalisere relevante artikler. En detaljert beskrivelse av databasene og kombinasjonene er vist i tabell 1. Gjennom søkeprosessen ble det brukt både fullstendige ord og forkortelser. Videre presenteres de søkene som resulterte i relevante artikler som ble inkludert.

Våre søk resulterte i 314 artikler, når artikler publisert før 2015 ble utelatt. Dette er gjengitt i figur 1, med henvisning til databasene de ble funnet i. Deretter ble duplikatene eliminert. En gjennomgang av artikkeltitler for relevans førte til at 148 ble vurdert som relevante. Abstraktene til disse ble lest og antall studier ble redusert til 37. Til slutt ble studiene nøye gjennomgått, og elleve artikler ble valgt for å svare på problemstillingen, som er oppført i tabell 5.



Figur 1: Databaser, søkeord/kombinasjon og antall treff.

3.3 Utvalg

Etter gjennomføring av søk i databasene ble det valgt ut elleve artikler. Tabell 5 som er oppført i resultatdelen gir en oversikt over de valgte artiklene og omfatter informasjon som metoden brukt, antall deltakere, hvilken anatomi som er studert, brukte sekvenser og rekonstruksjonsteknikker, samt resultater og de viktigste punktene fra hver artikkel.

For å velge ut relevante artikler til å besvare problemstillingen, ble det definert følgende kriterier for inklusjon og eksklusjon:

Tabell 4: Kriterier for inklusjon og eksklusjon:

| Inklusjonskriterier: | Eksklusjonskriterier: |
|---|--|
| <ul style="list-style-type: none"> ● MR abdomen ● MR lever ● Bruk av KI-algoritmer ● Resultat som påvirket enten bildekvalitet og/eller tid | <ul style="list-style-type: none"> ● Annen anatomi ● Bruk av andre metoder enn MR ● Artikler på andre språk enn engelsk eller norsk ● Systematiske oversikt ● Artikler publisert før 2015 |

Grunnen til at disse kriteriene ble valgt var for å begrense antall treff under søkene og for å fokusere på nyere forskning innen feltet. En tidsbegrensning på maksimum ni år tilbake ble derfor satt.

3.4 Analyse

For å systematisere informasjonen i de utvalgte artiklene ble det brukt en tematisk analysemetode. Dette innebærer å sortere innholdet etter tema det omhandler.

Analyseprosessen består av å organisere, tolke og oppsummere datamaterialet. Tematisk analyse er en enkel og direkte metode for gjennomgang av innsamlet litteratur.²⁸

Det ble startet med å lese alle artiklene for å identifisere gjentakende temaer. Det første trinnet i analysen var å finne ut hvilke temaer det skulle bli lagt fokus på.²⁸ Dette ble gjort ved å undersøke resultater i de ulike artiklene. Siden de utvalgte artiklene i stor grad dekket de samme kombinasjonene av temaer, mens noen kun dekket et tema, var det best å kategorisere temaene etter forskjellige MR-sekvenser og teknikker.

3.5 Forskningsetisk vurdering

Det ble valgt å bruke litteraturstudier som metode for å besvare vår problemstilling, og dette innebærer bruk av allerede eksisterende forskning. De artiklene som ble inkludert i oppgaven, er publisert i tidsskrifter som har gjennomgått fagfelle-vurdering. Da oppgaven kun baserer seg på forskning som allerede er tilgjengelig til offentligheten, er det ikke noen behandling av personlige opplysninger og sensitive data som definert hos Sikt²⁹, det er heller ikke benyttet helseopplysninger i vårt prosjekt og trenger derfor ikke å søke om forhåndsgodkjenning fra den regionale komiteen for medisinsk og helsefaglig forskningsetikk (REK).

3.6 Svakheter ved metoden

Litteraturstudier kan være særlig utsatt for publikasjonsbias, der resultater som er signifikante eller positive er mer sannsynlige å bli publisert enn studier som ikke viser noen effekt eller som har negative resultater. Dette kan føre til en skjevhet i den tilgjengelige litteraturen og føre til misvisende konklusjoner.

Valget av litteratur kan også innebære en utvalgsbias. Forskerens subjektive beslutninger om hvilke kilder som er relevante, kan føre til et utvalg av studier som ikke nødvendigvis gir et fullstendig bilde av forskningsfeltet.³⁰ I tillegg, i fagfelt hvor teknologiske og metodologiske fremskritt skjer raskt, som innen medisinsk bildediagnostikk, kan eldre kilder raskt bli utdaterte. En litteraturstudie risikerer derfor å basere seg på informasjon som ikke lenger er aktuell eller optimal.

Mangelen på kvantitative data i noen litteraturstudier kan også begrense muligheten til å utføre statistiske analyser. Dette svekker muligheten til å kvantifisere effekter eller sammenhenger og kan svekke studiens generaliserbarhet.³¹

Videre kan avhengigheten av teoretisk materiale føre til en teoretisk bias. Avhengig av hvilke teorier som blir vektlagt, kan forskeren ha en tendens til å favorisere visse perspektiver eller teorier, noe som kan lede til en ensidig tolkning av eksisterende data eller teori.

4 Resultater

Nøyaktighet og effektivitet i diagnostiske metoder er kritisk for å bestemme den mest passende behandlingsstrategien for enkeltpasienter.³² I denne delen av oppgaven skal funnene fra valgte artikler sammenlignet med fokus på bildeforbedring og effektivisering av tidsbruk innenfor MR. Målet er å analysere hvordan KI-applikasjoner i MR bidrar til økt bildekvalitet og raskere opptak, og vurdere betydningen av disse forbedringene for pasientbehandling og tilgjengelighet av MR-modaliteten.

Tabell 5: Oversiktstabell over studerte artikler: Metode, deltakere, anatomi, sekvenser, rekonstruksjon og hovedpunkter.

| Nr. | Studie | Metode | Deltakere | Anatomi, sekvens og rekonstruksjon | Resultat | Konklusjon |
|-----|------------------------------------|---|---|--|---|---|
| 1 | Chen, F. et al. ³³ | Kvalitativ analyse med Likert-skala. | Pasienter N=157 henvist til abdominal avbildning. | 3T - Abdomen Variable density SSFSE VN og PICS rekonstruksjon. | VN fikk bedre score på oppfattet SNR-ratio og bedre skarphet, med ingen forskjeller på bildekontrast og artefakter. Generell bildekvalitet var bedre hos VN rekonstruksjon enn hos PICS. Rekonstruksjonstiden ble betydelig redusert ved bruk av VN rekonstruksjon. | Sammenlignet med konvensjonell parallel imaging og compressed sensing rekonstruksjon (PICS), ga bruken av variational network (VN) en akselerert rekonstruksjon tid for variable-density single-shot fast spin-echo sekvenser og samtidig økt bildekvalitet med høyere oppfattet SNR-ratio og skarphet. |
| 2 | Chen, Q. et al. ³⁴ | Prospektiv studie. Kvalitativ analyse med Likert-skala. Kvalitativt vurdert SNR, CNR og skarphet i ROI. | Pasienter N=85 med mistenkt lesjon i lever. | 3T - Lever DWI Med og uten DLR. | DLR viste en høyere Likert score sammenlignet med ikke-DLR (4,77 ± 0,52 vs. 4,30 ± 0,63). DLR viste bedre SNR, CNR og skarphet ved avgrensninger. DLR reduserte ADC for ondartede tumorer, men var ikke signifikant for diagnostikken. | DLR viser forbedret bildekvalitet i diffusjonsvektet avbildning av lever, uten å påvirke diagnostisk kvalitet på bildet. |
| 3 | Ginocchio, L. et al. ³⁵ | Prospektiv studie. Kvalitativt vurdert med Likert-skala. | Pasienter N=41 abdominal avbildning. | 3T - Lever DL HASTE-FS, T2-FS. | DL HASTE-FS tid var 54,93 ± 16,69s vs. T2-FS 114,00 ± 32,98s. DL HASTE-FS fikk høyere score på skarphet ved avgrensning av lever (4,3 vs. 3,3), hepatiske blodkar (4,2 vs. 3,3), og ductus pancreaticus (4,0 vs. 1,9). DL HASTE-FS fikk også bedre score på bevegelsesartefakter både in-plane (4,0 vs. 3,2) og through-plane (3,9 vs. 3,4), overordnet bildekvalitet (4,0 vs. 2,9) og skarphet ved lesjoner (4,4 vs. 3,7). | Den nye single-shot T2-weighted MR med dyp læringsbasert bilderekonstruksjon resulterer i bedre bildekvalitet sammenlignet med standard T2-FS sekvens for 3T lever MR, samtidig som bildene ble innhentet dobbelt så raskt. |

| | | | | | | |
|---|----------------------------------|---|--|---|---|--|
| 4 | Hermann, J. et al. ³⁶ | Single-senter Retrospektiv studie Likert-skala. | Pasienter N=320 klinisk indisert lever avbildning. | 1,5T og 3T - Abdomen DL HASTE sequence for T2-weighted MR og standard T2-Weighted fat-suppressed multi-shot turbo spin echo-sequence. | DL HASTE viste veldig god bildekvalitet, selv om BLADE fikk en bedre score for generell og organ basert bildekvalitet av binyrene i kontrast, skarphet, artefakter og diagnostisk kvalitet. Ingen signifikante forskjeller ble funnet innenfor støy, organ basert bildekvalitet av lever, pancreas, milt og nyrene, antall og størrelse av detekterte lesjoner. Skanntid ble redusert med 89% for 1,5T bilder og 86% for 3T bilder. DL HASTE gir en veldig god bildekvalitet, god diagnostisk kvalitet og lesjonssynlighet sammenlignet med en standard T2-sekvens, noe som muliggjør en god reduksjon av skanntid. | Studien demonstrer potensialet til DL HASTE i klinisk praksis. DL HASTE viser god bildekvalitet, lavt støynivå og god kontrast. DL HASTE kan til og med redusere effekten av feltstyrken på støy og dermed garantere høy bildekvalitet både hos 1,5 og 3T skannere. Selv om BLADE viste bedre resultater enn DL HASTE hadde dette ingen påvirkning på lesjonssynlighet som viste seg å være lik i begge sekvenser. Videre DL HASTE har en mye kortere skanntid noe som kan gjøre MR undersøkelser mer tilgjengelig. Derfor kan dyp læringssekvenser bli et verdifullt alternativ i daglige MR rutiner. |
| 5 | Kim, D. et al. ³⁷ | Kvantitativ og kvalitativ analyse. To radiologer vurderte uavhengig bildene kvalitativt med 5-punkts skala. | Pasienter N=86 indisert lever avbildning. | 3T - Lever RT C-DWI, FB DL-DWI, RT DL-DWI. | Redusert skanntid for FB DL-DWI (61,5%) og RT DL-DWI (23,9%). RT DL-DWI viste en signifikant skarpere lever kontur, mindre støy og mindre hjerte bevegelses artefakt. sammenlignet med RT C-DWI. FB DL-DWI viste uskarpere lever konturer og verre intrahepatisk karavgrensning enn RT C-DWI. Både FB- og RT DL-DWI viste signifikant høyere verdier for SNR enn RT C-DWI i alle lever segmenter. Ingen signifikant forskjell i ADC-verdier hos DWI sekvenser i pasienter eller fantom. <i>Overall SD</i> var signifikant lavere hos FB DL-DWI og RT DL-DWI enn hos RT C-DWI. RT DL-DWI viste en sammenlignbar <i>per-lesion</i> sensitivitet og <i>conspicuity score</i> enn de hos RT C-DWI og signifikant høyere SNR og CNR-ratio verdier. <i>Per lesion</i> sensitiviteten til FB DL-DWI var lavere enn RT C-DWI med en signifikant lavere <i>conspicuity score</i> . | Sammenlignet med RT C-DWI, fikk RT DL-DWI bedre score for SNR, sammenlignbar sensitivitet for lesjoner og redusert skanntid. Noe som viser at det kan være et brukbar alternativ til RT C-DWI. FB DL-DWI har svakheter relatert til bevegelsesartefakter men kan ha en plass i konteksten av screening protokoller hvor tidsoptimering er av stor betydning. |

| | | | | | | |
|---|-------------------------------------|---|--|--|---|--|
| 6 | Kromrey, M. et al. ³⁸ | Retrospektiv studie. | Pasienter N=192 som fikk kontrast (<i>gadoxetate disodium</i>). | 3T - Lever Multiphasic T1-weighted 3D spoiled gradient-echo sequence with view sharing technique (differential subsampling with Cartesian ordering, DISCO). | Fra 1344 originale bildesett, var bevegelsesartefakt scoren 2 i 597, 3 i 165 og 4 i 54 sett. MARC forbedret bildekvaliteten i alle faser med en gjennomsnittlig bevegelsesartefakt score på $1,97 \pm 0,72$ sammenlignet med $2,53 \pm 0,71$ i de originale MR bildene. MARC forbedret bevegelses scorene fra 2 til 1 i 177/596 (29,65%), fra 3 til 2 i 119/165 (72,12%), og fra 4 til 3 i 34/54 sett (62,96%). Lesjonssynlighet ble forbedret signifikant uten å fjerne anatomiske detaljer. | Bevegelsesartefakter og lesjonssynlighet i en kontrastforsterket arteriell lever fase MR ble signifikant forbedret ved bruk av MARC-filter, spesielt i tilfeller med høy grad av artefakt påvirkning. Denne metoden er derfor av høy klinisk verdi hos pasienter som ikke holder pusten godt nok i skanningen. |
| 7 | Li, H. et al. ³⁹ | Prospektiv studie, kvantitative og kvalitative analyser av SNR, CNR, Artefakter, Bildekvalitet etc. | Pasienter N=81 med mistenkte lever lesjoner. | 3T - Lever RT-T2WI og ACS SBH-T2WI. | ACS SBH-T2WI detekterte 93,8% av lesjonene og RT-T2WI detekterte 90,6%. Bevegelses artefakter ble redusert betydelig med ACS SBH-T2WI sammenlignet med konvensjonell RT-T2WI. Ingen forskjeller i SNR, Levergrense skarphet og generell bildekvalitet. CNR, CR og lesjonssynlighet var mye bedre hos ACS SBH-T2WI enn hos RT-T2WI. | SBH-T2WI med ACS teknikk viser lovende resultater med en betydelig reduksjon i skanntid sammenlignet med den konvensjonelle RT-T2WI metoden. |
| 8 | Shanbhogue, K. et al. ⁴⁰ | Kvantitativ og kvalitativ sammenligning av bildekvalitet. | Pasienter N=100 som gjennomgikk klinisk MR undersøkelser av lever. | 1,5T - Lever akselerert single-shot T2-vektet fett undertrykkende dyp læringsbasert rekonstruksjon (DL-HASTE-FS) og konvensjonelle T2-vektede fett undertrykkende sekvensen. | Skanntid for DL HASTE-FS var $51,23 \pm 10,1$ s, signifikant kortere enn konvensjonell T2-FS ($178,9 \pm 85,3$ s). DL HASTE-FS scoret høyere enn konvensjonell T2-FS for styrke og homogenitet i fett undertrykkelse, skarphet i lever margin, intrahepatisk kar margin, <i>in-plane and through-plane respiratory motion</i> , ghosting artefakter, lever-fett kontrast og generell bildekvalitet. DL HASTE-FS scoret også bedre for lesjons synlighet og skarphet av lever margin uten signifikant forskjell i lever-lesion kontrast ($P > 0,05$). | Akselerert single-shot T2-vektet fett undertrykkende dyp læringsbasert rekonstruksjon viste overlegen bildekvalitet sammenlignet med den konvensjonelle T2-vektede fett undertrykkende sekvensen, i tillegg til en 4-gangers reduksjon i skanntid. |

| | | | | | | |
|----|-----------------------------------|---|---|--|--|---|
| 9 | Sheng, R. et al. ⁴¹ | Kvalitativ vurdering av to uavhengige radiologer (lesere). Kvalitet ble scoret med en Wilcoxon test. Lesjonsrater ble sammenlignet med en chi-kvadrat test. | Pasienter N=152 avbildning med mistenkt leversykdom . | 3T - Lever SBH T2WI med DL rekonstruksjon. Konvensjonell MBH T2WI. | Begge radiologer ga bedre score til SBH T2WI for bevegelsesartefakter ($0,66 \pm 0,50$ vs $1,08 \pm 0,70$; og $0,68 \pm 0,40$ vs $1,10 \pm 0,30$). Skarphet på avgrensing var bedre på SBH T2WI ($2,43 \pm 0,50$ vs. $1,46 \pm 0,30$; og $2,45 \pm 0,40$ vs. $1,45 \pm 0,32$). Leser 1 fant 358 av 376 (95,2%) lesjoner på SBH-T2WI og 326 av 376 (86,7%) på MBH-T2WI. Leser 2 fant 358 av 376 (95,2%) lesjoner på SBH-T2WI og 328 av 376 (87,2%) på MHB-T2WI. Forskjellen på deteksjonsrater var statistisk signifikant på små (≤ 10 mm) lesjoner, men ikke for større (>10 mm). | SBH-T2WI viste lovende resultater, og ga signifikant bedre bildekvalitet, kontrast, synlighet på lesjoner og deteksjonsrate på lesjoner, på kun én breath-hold sekvens sammenlignet med MHB-T2WI. |
| 10 | Zerunian, M. et al. ⁴² | Kvantitativ og kvalitativ evaluering. | Frivillige N=50 | 1,5T - Øvre abdomen. SSFSE og DWI. ADC kart laget med ARDL (KI) og NAÏVE (konvensjonell) | SSFSE T2 analysen fikk bedre resultater med SNR og CNR for ARDL vs NAÏVE, ARDL vs NON-DL. Ingen forskjeller for SNR ble funnet innenfor DWI, men CNR var høyere for ARDL vs NON-DL og ingen forskjeller i CNR mellom ARDL og NAÏVE. Ingen forskjellen for SNR og CNR ble observert for ADC kart. Kvalitativ analyse for alle sekvenser viste bedre generell bildekvalitet for ARDL med mindre trunkeringsartefakter, høyere skarphet og kontrast med veldig god <i>inter-rater agreement</i> ($k \geq 0,8143$). Skanntid var lavere hos ARDL sekvenser sammenlignet med NAÏVE (SSFSE T2 = $19,08 \pm 2,5$ s vs. $24,1 \pm 2$ s and DWI = $207,3 \pm 54$ s vs. $513,6 \pm 98,6$ s). | ARDL anvendt i øvre abdomen ga en generell forbedring i bildekvalitet og redusert skanntid sammenlignet med NAÏVE protokollen. |
| 11 | Zhang, Y. et al. ⁴³ | Bildekvaliteten ble målt kvantitativt med SNR og CNR, og kvalitativt vurdert av radiologer. | Pasienter N=102 med MRCP avbildning. | 3T, bukspyttkjertel og gallevei. 3D DL-CS-MRCP 3D CS-MRCP 3D GRASE-MRCP 2D SSBH-MRCP | 3D DL-CS-MRCP resulterte i bedre SNR og CNR verdier sammenlignet med de andre tre protokollene og bedre contrast ratio sammenlignet med 3D CS-MRCP og 3D GRASE-MRCP. Kvalitativ bildeanalyse viste at 3D DL-CS-MRCP fikk bedre resultater for avbildning av intrahepatiske galleveier og distale del av ductus pancreaticus major sammenlignet med 3D CS-MRCP. Sammenlignet med 2D MRCP hadde 3D DL-CS-MRCP bedre resultater for intrahepatiske galleveier, men var dårligere på å avbilde bukspyttkjertelens hovedgang. Bildekvaliteten var betydelig bedre med 3D DL-CS-MRCP enn ved 3D GRASE MRCP. | 3D DL-CS-MRCP gir bedre resultater sammenlignet med 3D CS-MRCP eller 3D GRASE-MRCP. Dyp læring rekonstruksjon gir sammenlignbar bildekvalitet, men med dårligere avbildning av bukspyttkjertelens hovedgang (Wirsungs gang) sammenlignet med 2D MRCP. |

Tabell 6: MR Sekvenser/teknikk benyttet i de ulike studiene

| MR SEKVENSER/TEKNIKK | Studier |
|-----------------------|--------------------|
| SS/HASTE, DL HASTE | 1, 3, 4, 8, 10, 11 |
| ARDL | 2, 10 |
| DLR, DWI | 2, 5, 10 |
| ACS SBH-T2WI, RT-T2WI | 7, 9 |
| MRCP | 11 |
| MARC | 6 |
| Compressed Sensing | 1, 7, 11 |

Tabell 6 gir en oversikt over hvilke artikler som inneholder de ulike temaene.

Artikkelnummeret til de respektive artiklene er vist i tabellen.

4.2 Tid

Tidsbruk fra teknikker brukt i studie 1 er vist i tabell 7. Opptakstid fra studier som undersøkte HASTE/SSFSE med KI, studie 3, 4, 8 og 10, er vist i tabell 8.

Tabell 7: Gjennomsnittlig tid i sekunder på rekonstruksjonsteknikkene benyttet i studie 1.

| Rekonstruksjonsteknikk | Tid (s) |
|-------------------------------------|-------------|
| Parallel imaging compressed sensing | 5,6 ± 1,3 |
| Variational network | 0.19 ± 0.04 |

Tabell 8: Gjennomsnittlig opptakstid på sekvenser brukt i studier 3, 4, 8 og 10, som undersøkte HASTE/SSFSE protokoller med KI.

| Sekvens og (studie) | Tid (sekunder) |
|---------------------|----------------|
| DL-HASTE (3) | 54,93 |
| DL-HASTE (8) | 51,23 |
| T2-FS (3) | 114 |
| T2-FS (8) | 178,9 |
| SSFSE T2 ARDL (10) | 19 |
| SSFSE T2 NAÏVE (10) | 24 |
| DL-HASTE (4) | 16 |
| RT BLADE (4) | 255 |

DL: *Deep Learning*. FS: *Fat Saturation/Suppression*.
 ARDL: *AIR Recon DL*. NAÏVE: Konvensjonell rekonstruksjonsteknikk med høy oppløsning. RT: *Respiratory triggering*. BLADE: Radial fylling av k-space.

Opptakstid fra DWI sekvenser brukt i studien er beskrevet i tabell 9. Sekvenser fra studie 7 og 9 som har blitt optimalisert til *single breath-hold* er vist i tabell 10, og de fra studie 11 er vist i tabell 11.

Tabell 9: Gjennomsnittlig opptakstid på DWI sekvenser brukt i studie 5 og 10.

| Sekvens | Tid (s) |
|-----------|---------|
| RT C-DWI | 460 |
| RT DL-DWI | 350 |
| FB DL-DWI | 177 |
| ARDL DWI | 207 |
| NAÏVE DWI | 513 |

DL: *Deep Learning*. ARDL: *AIR Recon DL*. NAÏVE: Konvensjonell rekonstruksjonsteknikk med høy oppløsning. RT: *Respiratory triggering*

Tabell 10: Gjennomsnittlig opptakstid for sekvenser brukt i studie 7 og 9

| Sekvens | Tid (s) |
|-----------------------|---------|
| RT T2WI | 300 |
| ACS T2WI | 17 |
| MBH-T2WI | 43 |
| SBH T2WI med DL rekon | 20 |

RT: *Respiratory triggering*. ACS: *Artificial Intelligence assisted compressed sensing*. MBH: *Multi breath-hold*. SBH: *Single breath-hold*. DL: *Deep Learning*.

Tabell 11: Opptakstid for sekvenser brukt i studie 11.

| Sekvens | Tid (s) |
|---------------|---------|
| 2D SSBH-MRCP | 33 |
| 3D GRASE-MRCP | 13 |
| 3D CS-MRCP | 13 |
| 3D DL-CS-MRCP | 13 |

GRASE: *Gradient and Spin Echo*. CS: *Compressed Sensing*. DL: *Deep Learning*

4.3 Bildekvalitet

Tabell 12: Subjektiv bildekvalitet for rekonstruksjonsteknikker benyttet i studie 1. Skala: 1-5, hvor 5 er høyest kvalitet.

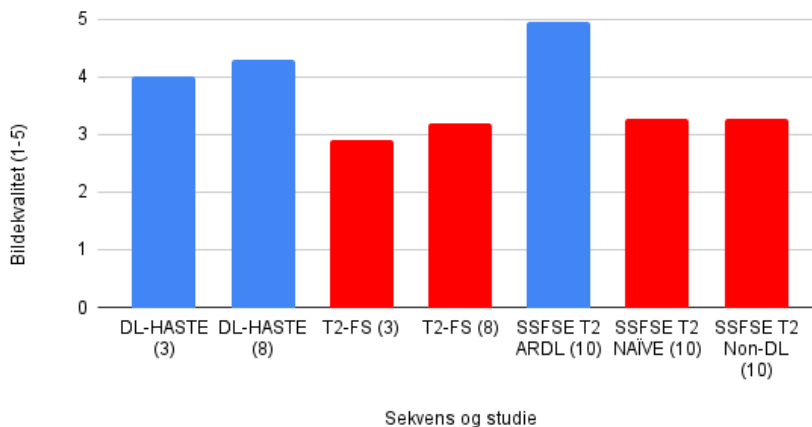
| Rekonstruksjonsteknikk | Bildekvalitet | Oppfattet SNR | Skarphet | Artefakter |
|------------------------|---------------|---------------|-----------|------------|
| VN | 4,1 ± 0,8 | 4,2 ± 0,7 | 4,3 ± 0,7 | 3,6 ± 0,7 |
| PICS | 3,8 ± 0,9 | 3,9 ± 0,9 | 4,0 ± 0,9 | 3,4 ± 0,8 |

VN: *Variational Network*. PICS: *Parallel imaging and compressed sensing*.

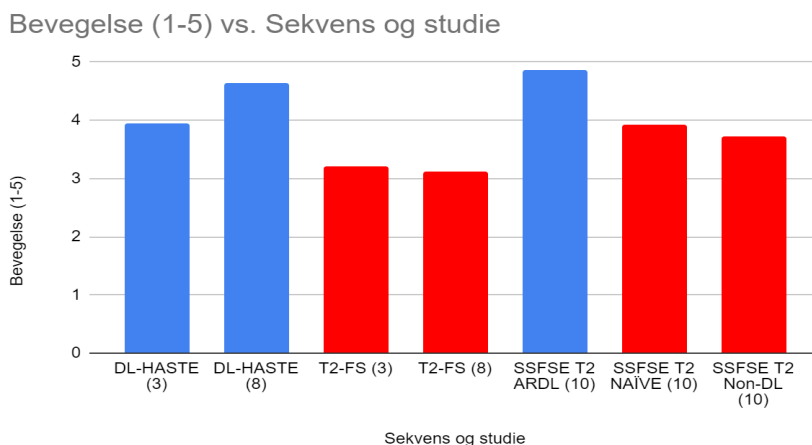
Studie 3, 4, 8 og 10 undersøkte HASTE/SSFSE sekvenser med KI. Kvalitativ vurdering for bildekvalitet hos studie 3, 8 og 10 er vist i figur 3, og figur 4 viser grad av bevegelse.

Vurdering fra studie 4 er vist i tabell 13.

Bildekvalitet (1-5) HASTE sekvenser og T2-FS



Figur 3: Sekvens, (studienummer) og bildekvalitet. Bilder fra sekvensene er subjektivt vurdert og gitt poeng fra 1-5, hvor 5 er høyest kvalitet. DL-HASTE og SSFSE med ARDL sammenlignet med T2-FS og SSFSE med NAÏVE og uten DL Blå: Med KI. Rød: Uten KI.



Figur 4: Subjektiv score for grad av bevegelsesartefakter på HASTE/SSFSE sekvenser og T2-FS, hvor 5 er lavest grad av bevegelse. Blå: Med KI. Rød: Uten KI

Tabell 13: Bildekvalitet studie 4: Subjektiv bildekvalitet for sekvensene brukt i studie 4. Skala 1-4 (IQR), hvor 4 er høyest kvalitet.

| | Reader 1 | | Reader 2 | |
|---------------|----------|----------|----------|----------|
| | RT BLADE | DL HASTE | RT BLADE | DL HASTE |
| Bildekvalitet | 4 (4-4) | 4 (3-4) | 4 (4-4) | 4 (3-4) |
| Støy | 3 (3-4) | 4 (3-4) | 4 (4-4) | 4 (3-4) |
| Artefakter | 4 (3-4) | 3 (3-4) | 4 (4-4) | 4 (3-4) |

1 = ikke diagnostisk, 2 = moderat kvalitet, 3 = noen mangler, men god bildekvalitet, 4 = veldig god bildekvalitet.

RT: *Respiratory triggering*. DL: *Deep Learning*. BLADE: Radial fylling av k-space.

Diffusion-weighted imaging (DWI)

Studie 2, 5 og 10 undersøkte og diffusjonsvektede sekvenser med og uten dyp læring. I alle studiene vurderte to uavhengige radiologer kvaliteten på bildene etter en skala på 1-5, hvor 5 er den beste scoren. Tabell 14 viser SNR og CNR for sekvensene sammenlignet med og uten KI. Tabell 15 viser en kvalitativ vurdering.

Tabell 14: SNR og CNR for DWI-sekvenser i studie 2, 5 og 10 (resultatene er ikke normalisert mellom studier)^{34,37,42}

| Sekvens | SNR | | CNR | |
|-----------|-------------------|--------------------|-------------------|--------------------|
| | Med Deep Learning | Uten Deep Learning | Med Deep Learning | Uten Deep Learning |
| DWI0 | 143,37 | 92,31 | 384,01 | 265,86 |
| DWI50 | 100,43 | 72,51 | 368,25 | 255,06 |
| DWI800 | 66,22 | 53,40 | 126,08 | 95,75 |
| RT DWI | 9,28 | 7,95 | 4,71 | 3,82 |
| FB DWI | 8,96 | - | 3,99 | - |
| DWI ARDL | 181,15 | 161,65 | 92,58 | 54,36 |
| DWI NAÏVE | - | 216,41 | - | 93,06 |

DWI: *Diffusion-weighted imaging*. DL: *Deep Learning*. RT: *Respiratory triggering*. FB: *Free Breathing*.

0/50/800: b-verdi. ARDL: *AIR Recon DL*. NAÏVE: Konvensjonell rekonstruksjonsteknikk med høy oppløsning. Resultater for RT DWI og FB DWI er sammenlagt fra sekvenser med b-verdi på 0/100/800/1000.

Tabell 15: Kvalitativ vurdering av bildekvalitet på DWI sekvenser, poeng 1-5 hvor 5 er den beste scoren.^{34,37,42}

| | DL | Non-DL |
|-----------|------|--------|
| DWI0 | 4,77 | 4,30 |
| DWI50 | 4,72 | 4,15 |
| DWI800 | 4,71 | 4,44 |
| RT DWI | 4,01 | 3,86 |
| FB DWI | 3,74 | - |
| DWI ARDL | 4,22 | 2,9 |
| DWI NAÏVE | - | 2,92 |

DWI: *Diffusion-weighted imaging*. DL: *Deep Learning*. RT: *Respiratory Triggering*. FB: *Free Breathing*.

0/50/800: b-verdi. ARDL: *AIR Recon DL*. NAÏVE: Konvensjonell rekonstruksjonsteknikk med høy oppløsning. Resultater der b-verdi ikke er oppgitt er sammenlagt fra sekvenser med b-verdi på 0/100/800/1000 .

Tabell 16 viser i hvilken grad MARC forbedret bilder og fjernet bevegelsesartefakter, og tabell 17 viser i hvordan radiologer scoret lesjonssynlighet på bilder med og uten MARC, og om de foretrekker bilder før eller etter anvendt MARC.

Tabell 16: Antall bilder for hver score på grad av bevegelsesartefakter i bildet, før og etter anvendt MARC. Bildesett består av syv bilder, en pre-kontrast og seks faser. 1 er lavest grad av bevegelse, 4 er den groveste grad av bevegelse.

| Bevegelsesartefakt score | Total score fra alle faser, n (%) | Total Score fra alle faser etter anvendt MARC |
|--------------------------|-----------------------------------|---|
| 1 | 528 (39,3) | 705 (52,5) |
| 2 | 597 (44,4) | 539 (40.1) |
| 3 | 165 (12,3) | 80 (5.9) |
| 4 | 54 (4,0) | 20 (0.7) |

Tabell 17: Hvor mange bilder som fikk bedre lesjonssynlighets score i studie 6. Readers gir score basert på om de foretrekker lesjonssynlighet på originalbildet eller bilde etter anvendt MARC. 1: Veldig forbedret. 2: Forbedret. 3: Ingen preferanse. 4: Verre

| Lesjonssynlighet score | Reader 1 | Reader 2 |
|------------------------|----------|----------|
| 1 | 30 | 27 |
| 2 | 75 | 58 |
| 3 | 52 | 68 |
| 4 | 2 | 6 |

Tabell 18: Bildekvalitets analyse fra studie 7 for generell bildekvalitet. Scoringen for kriteriene utenom SNR ble gitt fra 1-4, hvor 4 var den best mulige scoren.

| Sekvens | SNR | Bevegelsesartefakter | Levergrense skarphet | Generell bildekvalitet |
|---------|---------------|----------------------|----------------------|------------------------|
| ACS-T2 | 86,35 ± 47,73 | 3,59 ± 0,57 | 3,53 ± 0,55 | 3,48 ± 0,52 |
| RT-T2 | 94,56 ± 50,69 | 3,30 ± 0,73 | 3,68 ± 0,52 | 3,62 ± 0,54 |

ACS: Artificial Intelligence assisted compressed sensing. RT: Respiratory triggering.

Tabell 19: Bildekvalitets analyse fra studie 7 basert på leverlesjoner. Scoringen for kriteriene utenom SNR og CNR ble gitt fra 1-4, hvor 4 var den best mulige scoren.

| Sekvens | SNR | CNR | Bevegelsesartefakter | Levergrense skarphet | Lesjonssynlighet | Generell bildekvalitet |
|---------|---------------|-----------------|----------------------|----------------------|------------------|------------------------|
| ACS-T2 | 80,60 ± 39,92 | 352,76 ± 200,51 | 3,53 ± 0,58 | 3,51 ± 0,58 | 3,85 ± 0,36 | 3,49 ± 0,51 |
| RT-T2 | 87,19 ± 38,42 | 201,19 ± 149,50 | 3,23 ± 0,70 | 3,58 ± 0,57 | 3,57 ± 0,64 | 3,60 ± 0,53 |

ACS: *Artificial Intelligence assisted compressed sensing*. RT: *Respiratory triggering*.

Tabell 20: Subjektiv vurdering av sekvenser brukt i studie 9.

| Sekvens | Reader 1 | | | Reader 2 | | |
|----------|--------------------|----------------------|------------------|--------------------|----------------------|------------------|
| | Bevegelsesartefakt | Lever grenseskarphet | Lesjonssynlighet | Bevegelsesartefakt | Lever grenseskarphet | Lesjonssynlighet |
| SBH-T2WI | 0,66 ± 0,50 | 2,43 ± 0,50 | 2,90 ± 0,36 | 0,68 ± 0,40 | 2,45 ± 0,40 | 2,90 ± 0,35 |
| MBH-T2WI | 1,08 ± 0,70 | 1,46 ± 0,30 | 2,57 ± 0,66 | 1,10 ± 0,30 | 1,45 ± 0,32 | 2,58 ± 0,65 |

Lesjonssynlighet ble vurdert fra 0-3, hvor 0 er fraværende og 3 er god.

Bevegelsesartefakt ble vurdert fra 0-3, hvor 0 er fraværende og 3 er grove artefakter som er svært synlig. Lever grenseskarphet ble vurdert fra 0-3, hvor 0 er ingen synlig avgrensning og 3 er godt synlig avgrensning.

Tabell 21: Gjennomsnittlig SNR, CNR og subjektiv bildekvalitet hos sekvenser brukt i studie 11.

| Sekvens | Bildekvalitet | SNR | CNR |
|---------------|---------------|---------------|---------------|
| MRCP 2D | 3,96 ± 0,43 | 9,99 ± 3,98 | 13,31 ± 5,41 |
| MRCP 3D GRASE | 3,49 ± 0,68 | 10,50 ± 4,42 | 11,39 ± 4,73 |
| MRCP 3D CS | 3,83 ± 0,46 | 16,34 ± 7,15 | 20,05 ± 9,23 |
| MRCP DL-CS | 3,92 ± 0,50 | 21,96 ± 10,08 | 26,92 ± 12,49 |

GRASE: *Gradient and Spin Echo*. CS: *Compressed Sensing*. DL: *Deep Learning*

5 Diskusjon

Denne studien har som hensikt å undersøke hvilken effekt kunstig intelligens (KI) har for å optimalisere bilde kvalitet og redusere tidsforbruk i abdominale MR-undersøkelser.

5.1 Tid

Studie 3, 4, 8 og 10 undersøkte sekvensen HASTE og SSFSE med KI. De fant alle en betydelig reduksjon i opptakstid for bildet, uten at det påvirket den diagnostiske kvaliteten. Sammenlignet med BLADE sekvensen i studie 4 som brukte 2,5-6 minutter, reduserte DL-HASTE skanntiden til 16s ved 1,5T³⁶, en reduksjon på opp til 93%. Studie 3 og 8 fant også en betydelig reduksjon i skanntid ved bruk av DL-HASTE sammenlignet med en T2-FS sekvens, 54,93s og 51,23s vs. 114s og 178,9s^{35,40}. Det var en reduksjon på 52% hos studie 3 og 71% hos studie 8. Studie 10 fant en reduksjon på 21%, fra 24s med NAÏVE til 19s med ARDL. Dette fortsetter trenden som viser at KI kan ha en gjennomgående effekt på reduksjonen av skanntid uten å påvirke bildekvalitet.

Studie 7 og 9 forsøkte ved hjelp av et konvolusjonelt nevralt nettverk å forbedre skann- og rekonstruksjonstid ned til en SBH sekvens. Studie 9 forbedret en MBH-T2 sekvens slik at man kan gjøre hele bildeopptaket i én *breath-hold* periode. Studie 7, ved bruk av ACS reduserte en RT-sekvens fra 4-6 minutter ned til 17 sekunder, en reduksjon på 95%. Dette har ikke bare fordeler for pasientkomfort, men hjelper også for å redusere bevegelsesartefakter, noe som kan hjelpe med å avdekke patologi. Studie 7 nevner for eksempel en pasient som hadde problemer med å puste jevnt og rolig og med en lang skan tid ble bildet uskarp, selv om patologien fortsatt var synlig ble den klarere fremstilt av å bruke en *single breath hold* sekvens.

Studie 5 og 10 undersøkte diffusjonsvektede sekvenser med og uten dyplæring. Studie 10, som sammenlignet DWI med ARDL mot NAÏVE, fant en betydelig reduksjon på 60%, fra 513s ned til 207s. DL-DWI sekvenser hadde også en betydelig reduksjon i opptakstid. RT C-DWI hadde en median skanntid på 460s, mens RT DL-DWI hadde 350s, en reduksjon på 24%. FB DL-DWI hadde en median på 177s, men ble ikke vurdert som aktuelt for vanlig bruk siden den hadde svakheter relatert til bevegelsesartefakter, men kan muligens i fremtiden ha en plass i konteksten av screening protokoller hvor tidsoptimering er av stor betydning.

Studie 1 sammenlignet med konvensjonell *parallel imaging* og *compressed sensing* rekonstruksjon (PICS), ga bruken av *variational network* (VN) en akselerert rekonstruksjonstid for *variable-density single-shot fast spin-echo* sekvenser, 5,6s for PICS og 0,19s for VN. En raskere rekonstruksjonstid kan gi forbedret arbeidstid og virke tidsbesparende ved prosessering av stor mengde data.

I studie 11 ble det forsket på å utføre en 3D MRCP skann på kort tid og av god kvalitet ved hjelp av CS og KI. Sammenlignet med en konvensjonell 2D single-shot sekvens som tok 33 sekunder med tre *breath-hold* perioder, ble skanntiden redusert med 61%, ned til 13 sekunder med én *breath-hold* periode⁴³. Dette kan ha betydning for pasientens komfort der pasienten har vanskeligheter med å holde pusten.

Fordeler med raskere MR-skanning og KI-drevne rekonstruksjonsteknikker inkluderer økt effektivitet, som kan føre til et høyere volum av undersøkelser med mindre tidsbruk per pasient. Dette får konsekvenser for pasientgjennomstrømningen og fører over tid til kortere ventetider for MR undersøkelser, gitt at etterspørselen for MR undersøkelser holder seg lik. Raskere skanning reduserer også muligheten for bevegelsesartefakter, noe som kan føre til mer nøyaktige diagnostisk informasjon og forhindre at sekvenser som er påvirket av artefakter må gjentas. Raskere rekonstruksjon av bilder kan i noen tilfeller bety at man kan begynne å planlegge neste sekvens tidligere, noe som kutter ned på total tiden som brukes per pasient.

En mulighet ved anvendelse av KI er at redusert tidsbruk per pasient vil føre til en økt pasientkapasitet per MR-maskin. Selv om lisensene til å bruke KI-sekvensene fra leverandørene kan være dyre, lønner det seg når sykehusene får økt inntekt ved flere gjennomførte undersøkelser. Spesielt hvis et sykehus ligger tett an mot den maksimale MR-kapasiteten, kan KI-sekvenser øke pasientgjennomstrømningen i slik grad at den store investeringen av å bygge flere MR-fasiliteter unngås eller utsettes. Dessuten finnes det også en rekke akutte tilstander som krever rask diagnostikk slik at pasienten får den rette behandlingen i god tid, selv om computertomografi (CT) vanligvis blir foretrukket i slike tilfeller kan MR bli aktuelt om pasienten reagerer mot CT-kontrastmidler eller om man vil unngå stråling til høyrisiko pasienter.^{44,45,46}

5.2 Bildekvalitet

Studie 1 sammenlignet konvensjonell *parallel imaging* og *compressed sensing* rekonstruksjon (PICS), mot *variational network* (VN). Bruk av VN ga en økt bildekvalitet med høyere oppfattet SNR og skarphet for *variable-density single-shot fast spin-echo* sekvenser.

Bildekvaliteten ble kvalitativt vurdert av tre uavhengige radiologer, og gitt poeng fra en skala på 1-5. VN viste bedre kvalitativt vurdert SNR sammenlignet med PICS, 4,2 vs. 3,9, og bedre skarphet, 4,3 vs. 4,0. Forskjellen i kontrast og artefakter var tilnærmet lik, 4,1 vs. 4,0 og 3,6 vs. 3,4. Overordnet bildekvalitet var 4,1 for VN og 3,8 for PICS.

Studie 3, 4, 8 og 10 undersøkte potensialet til HASTE/SSFSE med KI. Bildene ble kvalitativt vurdert av uavhengige lesere. Studie 3 og 8 fant en gjennomgående bedre score hos DL-HASTE sekvensen sammenlignet med T2-FS. Studie 3 fant en overordnet bildekvalitet på 4,0 vs. 2,9³⁵, mens studie 8 fant 4,317 vs. 3,223⁴⁰ (begge studiene benyttet en skala på 1-5). Studie 4 derimot fant at overordnet bildekvalitet var bedre hos BLADE vs. DL-HASTE. BLADE fikk en median score på 4, IQR 4-4, mens DL-HASTE scoret en median på 4, IQR 3-4³⁶.

Den nye *single-shot T2-weighted* MR med dyp læringsbasert bilderekonstruksjon resulterer i bedre bildekvalitet sammenlignet med standard T2-FS sekvens for 3T lever MR, samtidig som bildene ble innhentet dobbelt så raskt.

Studiene viser potensialet til DL HASTE/SSFSE i klinisk praksis. DL HASTE viser god bildekvalitet, lavt støynivå og god kontrast. DL HASTE kan til og med redusere effekten av feltstyrken på støy og dermed garantere høy bildekvalitet både hos 1,5 og 3T skannere. Selv om BLADE viste bedre resultater enn DL HASTE hadde dette ingen påvirkning på lesjonssynlighet som viste seg å være lik i begge sekvenser. Videre har DL HASTE en mye kortere skanntid, noe som kan gjøre MR undersøkelser mer tilgjengelig.

Akselerert *single-shot T2-vektet fett undertrykkende* dyp læringsbasert rekonstruksjon viste overlegen bildekvalitet sammenlignet med den konvensjonelle T2-vektede fett undertrykkende sekvensen, i tillegg til en 4-gangers reduksjon i skanntid. Selv om BLADE hadde bedre resultater enn DL HASTE, var lesjonssynligheten lik, noe som peker mot DL HASTE kliniske relevans på grunn av kortere skanntid og god bildekvalitet.

Studie 2 analyserte effekten av DL-rekonstruksjon på bildekvaliteten i lever DWI sekvenser siden disse sekvenser ofte er kjent for lav oppløsning, artefakter og støy. De fant en gjennomgående forbedring innenfor SNR, CNR og skarphet. Men en ulempe var lavere ADC verdier for maligne tumorer, selv om dette var en så liten forskjell at det ikke påvirket den diagnostiske verdien.

Studie 5 og 10, undersøkte også DWI og KI. Studie 5 analyserte en RT DWI sekvens med og uten DL, samt en FB-DWI sekvens med DL. Det ble funnet en gjennomgående forbedring i SNR og CNR med DL. RT DL-DWI scoret også høyere på bildekvalitet og lesjonssynlighet enn RT DWI. FB DL-DWI scorer likevel lavere enn RT DWI på kvalitet og lesjonssynlighet på grunn av bevegelsesartefakter. Selv om studie 10 viser at ARDL i øvre abdomen ga bedre bildekvalitet sammenlignet med NAÏVE protokollen i de fleste områdene, var resultatene mindre overbevisende for DWI. Ingen forskjeller for SNR ble funnet her, mens CNR var høyere for ARDL vs NON-DL og ingen forskjeller i CNR mellom ARDL og NAÏVE.

Studie 6 analyserer bruk av MARC (*Motion Artifact Reduction with Convolutional neural network*) for å fjerne artefakter fra bildet etter selve skanningen er utført. Bilder ble gitt en score på 1-4 hvor 1 var liten grad av bevegelse og 4 var stor grad av bevegelse. I en betydelig stor andel av bildene ble graden av bevegelse redusert med anvendelse av MARC. Radiologer vurderte også en betydelig andel av bildene som mye forbedret eller forbedret. MARC kan derfor være et meget nyttig verktøy i arbeidsplassen, da det er et verktøy man kan benytte seg av etter selve bildeopptaket. Hvis en pasient plutselig ikke klarer å holde pusten, kan man anvende MARC på bildet istedenfor å starte sekvensen på nytt. Slik kan det virke både tidsbesparende og forbedre arbeidsflyt.

Studie 11 undersøkte bildekvalitet ved å sammenligne resultater fra ulike sekvenser. Det ble fokusert på 3D DL-CS-MRCP og 3D CS-MRCP siden de ligner mest på hverandre. Her viste først nevnte sekvensen med DL-rekonstruksjon en forbedring i både SNR og CNR og på grunn av det, bedre fremstilling av detaljerte strukturer. DL-rekonstruksjonen hjelper å redusere artefaktene som kan oppstå ved bruk av *compressed sensing*, en teknikk som ofte blir tatt i bruk ved 3D MR.

Studie 7 så på forskjellene mellom ACS SBH-T2WI og RT-T2WI. De fant at bruken av førstnevnte sekvensen ACS SBH-T2WI ga en betydelig forbedring av bildekvalitet og lesjonssynlighet samtidig som de observerte en reduksjon i bevegelsesartefakter. Studie 9 støtter funnene da de også fant en signifikant forbedring av bildekvaliteten samtidig som de så en reduksjon av bevegelsesartefakter. De viser også til en forbedret lesjonssynlighet ved bruk av SBH-T2WI med DL-rekonstruksjon, spesielt hos små lesjoner ≤ 10 mm. Dette kan ha en stor betydning for pasienten, da det er kritisk å fange opp sykdommer som kreft i et tidlig stadium.

Studie 1 viste at *variational network* (VN) ga 7,7% høyere SNR og 7,5% bedre skarphet enn PICS. Studie 3 og 8 viste at DL-HASTE hadde 38% og 34% høyere bildekvalitet enn T2-FS. Studie 4 fant at BLADE hadde bedre bildekvalitet enn DL-HASTE, men med lik lesjonssynlighet. DL-HASTE og SSFSE-sekvenser viste forbedret bildekvalitet og betydelig kortere skanntider. Single-shot T2-vektet MR med dyp læringsbasert rekonstruksjon ga 4 ganger raskere skanning og bedre bildekvalitet enn konvensjonell T2-FS. Studie 2 viste at DL-rekonstruksjon forbedret SNR, CNR og skarphet i lever DWI-sekvenser, mens studie 5 og 10 viste forbedringer i SNR og CNR i DWI-sekvenser med DL. Studie 6 viste at i en betydelig stor andel av bildene ble graden av bevegelse redusert med anvendelse av MARC. Studie 11 viste at 3D DL-CS-MRCP forbedret SNR og CNR med 61% kortere skanntid (33s til 13s). Studie 7 fant forbedret bildekvalitet og lesjonssynlighet, mens studie 9 viste forbedringer spesielt for små lesjoner ≤ 10 mm. Samlet viser disse studiene at KI-teknologier kan forbedre bildekvalitet med opptil 38%

Forbedret bildekvalitet gir som regel en bedre fremstilling av anatomiske og patologiske strukturer. Dette kan bidra til en raskere og tryggere diagnose som kan være med til effektivisere arbeidsprosesser. Spesielt små lesjoner kan lettere oppdages når bildene har bedre oppløsning eller har en mindre grad av støy og artefakt påvirkning.⁴⁷ En god fremstilling av skader og patologi kan også gi et bedre utgangspunkt for senere behandling og inngrep, noe som kan være med til å redusere komplikasjoner av disse.

KI-filtre som kan anvendes på bilder etter skanning for å redusere artefakt påvirkning kan også brukes i tilfeller hvor det har blitt gitt kontrastmiddel til pasienten.⁸ Et fenomen kjent som *Transient arterial phase respiratory motion-related artifact* kan oppstå ved lever undersøkelser i $\sim 10\%$ av pasienter.^{48,49} Hvis bilder som var såpass artefakt påvirket at de ikke

var diagnostiske kan modifiseres ved bruk av KI-filteret til å kunne brukes likevel, sparer sykehuset både tid og ressurser ved å slippe å sette opp en ny MR-time og de unngår å måtte sette kontrast på nytt. Det bør være minst fire timer mellom undersøkelser hvor det blir gitt gadolinium baserte kontrastmidler for pasienter med $GFR > 30$ ifølge ESUR-guidelines 10.0⁵⁰, noe som gjør at det ikke er like rett frem å gjenta undersøkelsen slik det er når kontrast ikke brukes.

Det er ikke bare radiologen som har nytte av høykvalitetsbilder. Bilder som er av høy kvalitet kan øke tilliten til helsevesenet og eventuelle behandlingsplaner blant pasienter som blir vist bildene sine i legesamtaler.⁵¹

5.3 Svakheter ved studien

Strengt inkluderingskriterier kan ha ekskludert relevante studier, noe som kan ha begrenset bredden i analysen. Søkeprosessen var begrenset til spesifikke databaser og søkeord, noe som kan ha ført til at viktige studier ble oversett. Videre kan subjektive tolkninger av funnene ha introdusert bias, spesielt hvis det var lite samsvar mellom studiene. Til slutt kan begrenset erfaring og kunnskap hos forfatterne ha påvirket både utvelgelsen og tolkningen av litteraturen. Videre var det noe variasjon i metodologien blant de valgte studiene, noe som kan påvirke påliteligheten og generaliserbarheten av funnene. Mangelen på enhetlige kvalitetskriterier for inkludering kan også ha ført til en økt inkonsistens i vurderingene av bildekvalitet og tidsbruk.

6 Konklusjon

Studiene som er analysert viser at KI innenfor MR virker lovende innenfor skanntid og bildekvalitet. Generell bildekvalitet ble stort sett rapportert som forbedret i studier som anvendte KI, spesielt i forhold til artefakt reduksjon, økt skarphet, og bedre avgrensning av strukturer. Noen sekvenser viste likevel at de var konkurransedyktige på bildekvalitet med KI.

Samlet sett ser man en mulighet for kortere undersøkelsestider, særlig ved bruk av KI assistert HASTE/SSFSE sekvenser. Fra studiene i denne oppgaven ble det funnet en reduksjon mellom 20-90%. Der det benyttes *respiratory triggering* ser man særlig et potensial for tidssparing, uten at det påvirker bildets diagnostiske kvalitet.

De fleste av de utvalgte studiene viser forbedringer i SNR og CNR når KI-teknologier ble anvendt, og flere av studier fant en forbedring opp mot 30-50% i SNR og CNR sammenlignet med konvensjonelle teknikker. Bruk av enkelte KI-teknikker resulterte også i en reduksjon av skanntid, som er positivt for å både redusere bevegelsesartefakter og øke pasientgjennomstrømningen.

Det er mulig at det må forskes videre på i hvilken grad det kan være finansielt gunstig, da det er kostnader knyttet til lisenser og implementering av KI-teknologier. Denne studien konkluderer likevel at bruk av KI fører til kortere skanntider, høyere bildekvalitet, og dermed forbedret arbeidsflyt og pasientgjennomstrømning.

Referanseliste

1. Helseatlas [Internett]. Helse Nord RHF. [sitert 6. mars 2024]. Tilgjengelig på: <https://www.skde.no/helseatlas/v2/radiologi/?bohlf=%C3%98stfold&bohlf=S%C3%B8rla ndet&bohlf=F%C3%B8rde&bohlf=Telemark>
2. Singh D, Monga A, de Moura HL, Zhang X, Zibetti MVW, Regatte RR. Emerging Trends in Fast MRI Using Deep-Learning Reconstruction on Undersampled k-Space Data: A Systematic Review. *Bioeng Basel Switz.* 26. august 2023;10(9):1012.
3. Seow P, Kheok SW, Png MA, Chai PH, Yan TST, Tan EJ, mfl. Evaluation of Compressed SENSE on Image Quality and Reduction of MRI Acquisition Time: A Clinical Validation Study. *Acad Radiol.* august 2023;S1076633223003732.
4. Bischoff LM, Katemann C, Isaak A, Mesropyan N, Wichtmann B, Kravchenko D, mfl. T2 Turbo Spin Echo With Compressed Sensing and Propeller Acquisition (Sampling k-Space by Utilizing Rotating Blades) for Fast and Motion Robust Prostate MRI: Comparison With Conventional Acquisition. *Invest Radiol.* 1. mars 2023;58(3):209–15.
5. Glockner JF, Hu HH, Stanley DW, Angelos L, King K. Parallel MR Imaging: A User's Guide. *RadioGraphics.* september 2005;25(5):1279–97.
6. Margolis DJA, Bammer R, Chow LC. Parallel Imaging of the Abdomen. *Top Magn Reson Imaging.* juni 2004;15(3):197.
7. Lin DJ, Johnson PM, Knoll F, Lui YW. Artificial Intelligence for MR Image Reconstruction: An Overview for Clinicians. *J Magn Reson Imaging JMRI.* april 2021;53(4):1015–28.
8. Nguyen XV, Oztek MA, Nelakurti DD, Brunnquell CL, Mossa-Basha M, Haynor DR, mfl. Applying Artificial Intelligence to Mitigate Effects of Patient Motion or Other Complicating Factors on Image Quality. *Top Magn Reson Imaging.* august 2020;29(4):175.
9. Roemer PB, Edelstein WA, Hayes CE, Souza SP, Mueller OM. The NMR phased array. *Magn Reson Med.* 1990;16(2):192–225.
10. Yanasak N, Clarke G, Stafford RJ, Goerner F, Steckner M, Bercha I, mfl. Parallel Imaging in MRI: Technology, Applications, and Quality Control [Internett]. *AAPM;* 2015 jun [sitert 16. april 2024]. Tilgjengelig på: <https://www.aapm.org/pubs/reports/detail.asp?docid=159>
11. Hamilton J, Franson D, Seiberlich N. Recent advances in parallel imaging for MRI. *Prog Nucl Magn Reson Spectrosc.* 1. august 2017;101:71–95.
12. Jaspan ON, Fleysher R, Lipton ML. Compressed sensing MRI: a review of the clinical literature. *Br J Radiol.* desember 2015;88(1056):20150487.
13. Donoho DL. Compressed sensing. *IEEE Trans Inf Theory.* april 2006;52(4):1289–306.
14. Compressed sensing [Internett]. Questions and Answers in MRI. [sitert 16. april 2024]. Tilgjengelig på: <http://mriquestions.com/compressed-sensing.html>
15. ISMRM MR Academy - Compressed Sensing in MRI [Internett]. 2018 [sitert 16. april 2024]. Tilgjengelig på: <https://www.youtube.com/watch?v=AP6JczMW8C8>
16. Lustig M, Donoho D, Pauly JM. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging. *Magn Reson Med.* 2007;58(6):1182–95.
17. Sarker IH. Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. *SN Comput Sci.* 18. august 2021;2(6):420.
18. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature.* mai 2015;521(7553):436–44.
19. What is Deep Learning? [Internett]. NVIDIA Data Science Glossary. [sitert 2. mai 2024]. Tilgjengelig på: <https://www.nvidia.com/en-us/glossary/deep-learning/>
20. What are Convolutional Neural Networks? | IBM [Internett]. 2024 [sitert 30. april 2024].

- Tilgjengelig på: <https://www.ibm.com/topics/convolutional-neural-networks>
21. What is a convolutional neural network (CNN)? [Internett]. Enterprise AI. [sisert 2. mai 2024]. Tilgjengelig på: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/convolutional-neural-network>
 22. CNN | Introduction to Pooling Layer [Internett]. GeeksforGeeks. 2019 [sisert 2. mai 2024]. Tilgjengelig på: <https://www.geeksforgeeks.org/cnn-introduction-to-pooling-layer/>
 23. Hammernik K, Klatzer T, Kobler E, Recht MP, Sodickson DK, Pock T, mfl. Learning a variational network for reconstruction of accelerated MRI data. *Magn Reson Med.* juni 2018;79(6):3055–71.
 24. Hu C, Li C, Wang H, Liu Q, Zheng H, Wang S. Self-supervised Learning for MRI Reconstruction with a Parallel Network Training Framework. I: de Bruijne M, Cattin PC, Cotin S, Padoy N, Speidel S, Zheng Y, mfl., redaktører. *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2021*. Cham: Springer International Publishing; 2021. s. 382–91.
 25. C. Reinhardt et al. *AI-Accelerated Prostate MRI: A Systematic Review*. Oxford University Press on behalf of the British Institute of Radiology.; 2024.
 26. Johnson PM, Recht MP, Knoll F. Improving the Speed of MRI with Artificial Intelligence. *Semin Musculoskelet Radiol.* februar 2020;24(1):12–20.
 27. Støren I. *Bare søk! - Praktisk veiledning i å gjennomføre litteraturstudier*. Cappelen Damm; 2013.
 28. Helen Aveyard. *Doing a Literature Review in Health and Social Care: A Practical Guide* [Internett]. London: Open University Press; 2019 [sisert 4. april 2024]. (UK Higher Education OUP Humanities and Social Sciences Health and Social Welfare Ser; bd. Fourth edition). Tilgjengelig på: <https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=nlebk&AN=2753441&site=ehost-live&scope=site>
 29. Hva er personopplysninger | Sikt [Internett]. [sisert 9. mai 2024]. Tilgjengelig på: <https://sikt.no/tjenester/personverntjenester-forskning/personvernhandbok-forskning/hva-er-personopplysninger>
 30. Publisert: 23.06.2015 TAS. Bias [Internett]. *Forskningsetikk*. [sisert 30. mai 2024]. Tilgjengelig på: <https://www.forskningsetikk.no/ressurser/fbib/uavhengighet/bias/>
 31. Dalland O. *Metode og oppgaveskrivning*. 6. utg. Gyldendal Akademisk; 2017.
 32. Mallett S, Halligan S, Thompson M, Collins GS, Altman DG. Interpreting diagnostic accuracy studies for patient care. *BMJ.* 2. juli 2012;345:e3999.
 33. Chen F, Taviani V, Malkiel I, Cheng JY, Tamir JI, Shaikh J, mfl. Variable-Density Single-Shot Fast Spin-Echo MRI with Deep Learning Reconstruction by Using Variational Networks. *Radiology.* november 2018;289(2):366–73.
 34. Chen Q. Clinical feasibility of deep learning reconstruction in liver diffusion-weighted imaging: Improvement of image quality and impact on apparent diffusion coefficient value. *Eur J Radiol* [Internett]. november 2023 [sisert 4. mars 2024];168. Tilgjengelig på: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37862927/>
 35. Ginocchio LA, Smereka PN, Tong A, Prabhu V, Nickel D, Arberet S, mfl. Accelerated T2-weighted MRI of the liver at 3 T using a single-shot technique with deep learning-based image reconstruction: impact on the image quality and lesion detection. *Abdom Radiol.* 28. september 2022;48(1):282–90.
 36. Herrmann J, Wessling D, Nickel D, Arberet S, Almansour H, Afat C, mfl. Comprehensive Clinical Evaluation of a Deep Learning-Accelerated, Single-Breath-Hold Abdominal HASTE at 1.5 T and 3 T. *Acad Radiol.* 1. januar 2023;30(1):93–102.
 37. Kim DH, Kim B, Lee HS, Benkert T, Kim H, Choi JI, mfl. Deep Learning-Accelerated Liver Diffusion-Weighted Imaging: Intraindividual Comparison and Additional Phantom

- Study of Free-Breathing and Respiratory-Triggering Acquisitions. *Invest Radiol.* 1. november 2023;58(11):782–90.
38. Kromrey ML, Tamada D, John H, Funayama S, Nagata N, Ichikawa S, mfl. Reduction of respiratory motion artifacts in gadoxetate-enhanced MR with a deep learning-based filter using convolutional neural network. *Eur Radiol.* november 2020;30(11):5923–32.
 39. Li H, Hu C, Yang Y, Zhao Y, Lin C, Li Z, mfl. Single-breath-hold T2WI MRI with artificial intelligence-assisted technique in liver imaging: As compared with conventional respiratory-triggered T2WI. *Magn Reson Imaging.* november 2022;93:175–80.
 40. Shanbhogue K, Tong A, Smereka P, Nickel D, Arberet S, Anthopolos R, mfl. Accelerated single-shot T2-weighted fat-suppressed (FS) MRI of the liver with deep learning-based image reconstruction: qualitative and quantitative comparison of image quality with conventional T2-weighted FS sequence. *Eur Radiol.* november 2021;31(11):8447–57.
 41. Sheng RF, Zheng LY, Jin KP, Sun W, Liao S, Zeng MS, mfl. Single-breath-hold T2WI liver MRI with deep learning-based reconstruction: A clinical feasibility study in comparison to conventional multi-breath-hold T2WI liver MRI. *Magn Reson Imaging.* september 2021;81:75–81.
 42. Zerunian M, Pucciarelli F, Caruso D, Polici M, Masci B, Guido G, mfl. Artificial intelligence based image quality enhancement in liver MRI: a quantitative and qualitative evaluation. *Radiol Med (Torino).* 1. oktober 2022;127(10):1098–105.
 43. Zhang Y, Peng W, Xiao Y, Ming Y, Ma K, Hu S, mfl. Rapid 3D breath-hold MR cholangiopancreatography using deep learning-constrained compressed sensing reconstruction. *Eur Radiol.* 10. november 2022;33(4):2500–9.
 44. Moore MM, Kulaylat AN, Brian JM, Khaku A, Hulse MA, Engbrecht BW, mfl. Alternative diagnoses at paediatric appendicitis MRI. *Clin Radiol.* 1. august 2015;70(8):881–9.
 45. Barger RL, Nandalur KR. Diagnostic Performance of Magnetic Resonance Imaging in the Detection of Appendicitis in Adults: A Meta-Analysis. *Acad Radiol.* 1. oktober 2010;17(10):1211–6.
 46. Moore MM, Gustas CN, Choudhary AK, Methratta ST, Hulse MA, Geeting G, mfl. MRI for clinically suspected pediatric appendicitis: an implemented program. *Pediatr Radiol.* 1. september 2012;42(9):1056–63.
 47. Boekestijn B, Feshali S, Vasen H, van Leerdam ME, Bonsing BA, Mieog JSD, mfl. Screening for pancreatic cancer in high-risk individuals using MRI: optimization of scan techniques to detect small lesions. *Fam Cancer [Internett].* 11. mai 2024 [sitert 30. mai 2024]; Tilgjengelig på: <https://doi.org/10.1007/s10689-024-00394-z>
 48. Muzio BD. Transient arterial phase respiratory motion-related artifact | Radiology Reference Article | Radiopaedia.org [Internett]. Radiopaedia. [sitert 30. mai 2024]. Tilgjengelig på: <https://radiopaedia.org/articles/transient-arterial-phase-respiratory-motion-related-artifact-1>
 49. Kim SY, Park SH, Wu EH, Wang ZJ, Hope TA, Chang WC, mfl. Transient Respiratory Motion Artifact During Arterial Phase MRI With Gadoxetate Disodium: Risk Factor Analyses. *Am J Roentgenol [Internett].* 22. mai 2015 [sitert 30. mai 2024]; Tilgjengelig på: <https://www.ajronline.org/doi/10.2214/AJR.14.13677>
 50. ESUR GUIDELINES ON CONTRAST AGENTS | esur.org [Internett]. [sitert 29. mai 2024]. Tilgjengelig på: <https://www.esur.org/esur-guidelines-on-contrast-agents/>
 51. Editors HBC. The Importance of Image Quality in Medical Imaging: Why It Matters [Internett]. Healthcare Business Club. 2023 [sitert 29. mai 2024]. Tilgjengelig på: <https://healthcarebusinessclub.com/articles/healthcare-provider/facility-management/the-importance-of-image-quality-in-medical-imaging-why-it-matters/>

