

TECHNISCHE PRINCIPES EN KLINISCHE MOGELIJKHEDEN

Deep learning beeldreconstructie voor CT



Lennart Koetzier



Niels van der Werf



Aart van der Molen



Martin Willemink

Binnen de CT is beeldreconstructie de afgelopen decennia onmisbaar geworden om ruis en artefacten te minimaliseren. De afgelopen veertig jaar domineerde filtered back projection (FBP), totdat iteratieve reconstructiealgoritmen (IR) verschenen om steeds geavanceerdere CT-scanners bij te benen. Inmiddels kunnen hybride (HIR) en modelgebaseerde iteratieve reconstructietechnieken (MBIR) complexe natuurkundige CT-processen nauwkeuriger modelleren dan FBP. Dit leidt tot betere beeldkwaliteit.

Met name het streven naar lagere stralingsdoses en een volumineuzere patiëntenpopulatie maakten FBP achterhaald, zij het tegen de prijs van langere rekentijden en een kunstmatig (plastic) beeld van IR. Kunstmatige intelligentie (AI) heeft sinds kort een belangrijke rol gekregen in de CT-beeldreconstructie. *Deep learning reconstruction* (DLR) heeft zich namelijk aangediend als een innovatieve techniek die ruis- en artefactreductie naar een nieuw niveau tilt. In dit overzichtartikel bespreken we de technische basisprincipes, klinische toepassingen en toekomstperspectieven van DLR in de CT-diagnostiek.¹

Technische principes

In de afgelopen zeven jaar zijn tal van DLR-technieken beschreven. Ze vallen grofweg in twee groepen, afhankelijk van het gebruik van FBP/IR. Bij een **indirect** algoritme blijft FBP/IR behouden: een neurale netwerk verbetert óf de projectiedata vóór de reconstructie, óf het beeld erna, óf beide tegelijk (hybride). De meeste indirecte netwerken zijn klassiekeren netwerkvarianten, zoals U-Net, maar ook transformermodellen en generatieve adversarial netwerken doen hun intrede. De tussenstap van FBP of IR kan echter

artefacten introduceren en zo de beeldkwaliteit beïnvloeden. **Directe** DLR pakt het fundamenteeler aan en zet de projectiedata rechtstreeks om in een eindbeeld, zonder tussenkomst van FBP/IR. Daarmee vermijdt men mogelijk streaks of korreligheid die deze FBP/IR kunnen introduceren, mits de trainingsbeelden van hoge kwaliteit zijn.

Specifieke keuzes

Het bouwen van een DLR-model begint met specifieke keuzes voor onder meer netwerkdesign en trainingsdata, gevolgd door trainen, valideren en testen op

ten herkennen en verminderen. Omdat artefacten het best in de projectiedata te herkennen zijn, scoort directe DLR doorgaans het hoogst in artefactreductie. De gouden standaard is hierbij ook bepalend: hogedosis-FBP als referentie laat het model diens kenmerkende ruisstructuur overnemen.

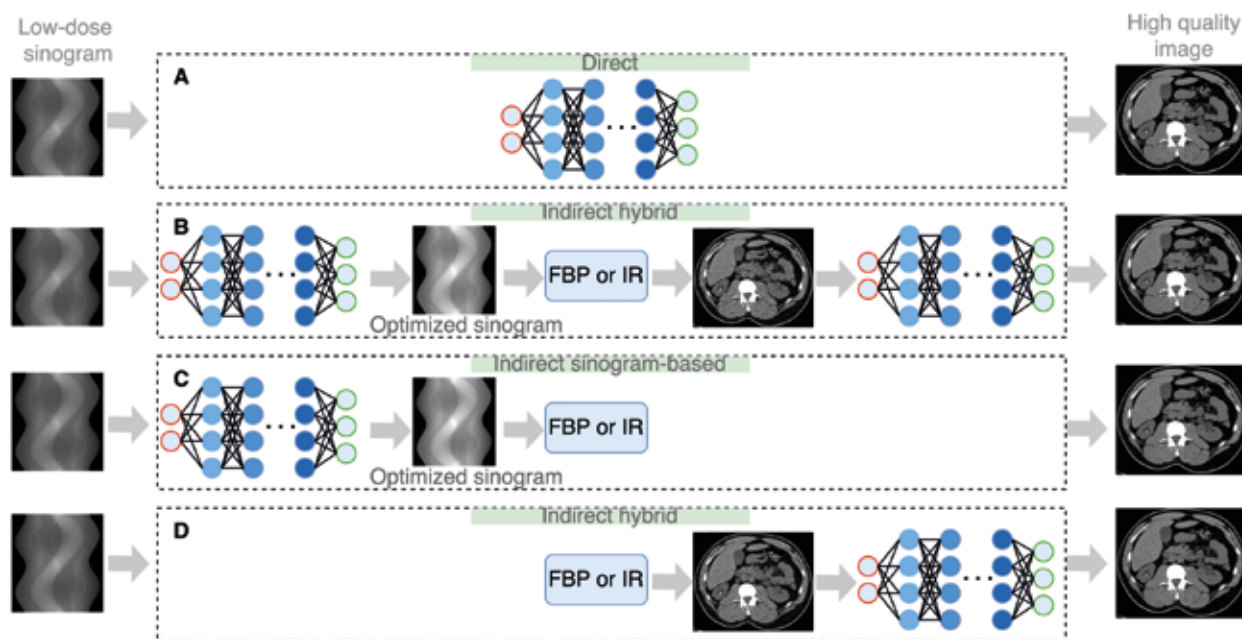
Commerciële algoritmen

Diverse fabrikanten hebben inmiddels DLR-oplossingen op de markt gebracht. *TrueFidelity* van GE Healthcare was in 2019 de eerste met een direct DLR-algoritme dat lagedosisprojectiedata re-

‘Deep learning reconstruction heeft zich aangediend als een innovatieve techniek die ruis- en artefactreductie naar een nieuw niveau tilt’

idealiter gepaarde datasets: scans met lage dosis als invoer, hogere dosis als gouden standaard (*ground truth*). Dankzij deze een-op-eenkoppeling verloopt de training volledig gesuperviseerd en kan het model optimaal ruis en artefact-

construeert naar beelden met dezelfde ruistextuur en scherpte als hogedosis-FBP. *AiCE* van Canon gebruikt een indirect, beeldgebaseerd DLR-algoritme: het combineert HIR-beelden als input voor een neurale netwerk dat is getraind ►



Figuur 1: Werking van verschillende types DLR-modellen.

op routinedosis-MBIR-beelden als gouden standaard. Canon heeft daarnaast de *AiCE-PIQE*-variant ontwikkeld, die niet alleen ruis onderdrukt maar door training op ultrahoge-resolutie cardiale CT-beelden ook de spatiële resolutie aanscherpt, wat helpt bij het opsporen van coronaire plaques. *Precise Image* van Philips is een direct DLR-algoritme dat is getraind met gesimuleerde lagedosisprojectiegegevens en routinedosis-FBP-beelden uit diverse patiëntgroepen en is sinds februari 2026 beschikbaar voor spectrale CT.

DLR in de praktijk

Meerdere studies tonen aan dat DLR resulteert in beelden van hogere kwaliteit dan FBP of HIR, zelfs bij een stralingsdosis die tot 71 procent lager ligt.² Daarnaast is ook de detecteerbaarheid van laesies te verhogen ten opzichte van FBP

en IR door dünnere plakdiktes te reconstrueren met gelijkblijvend ruisniveau, bijvoorbeeld bij het detecteren van coronaire plaques, longnoduli of intracranieële bloedingen.

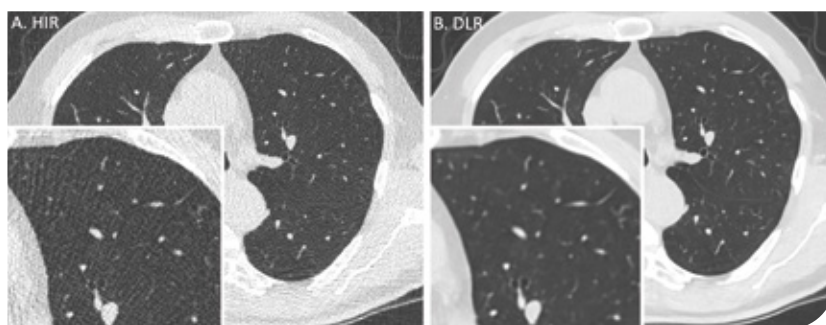
werk ten onrechte structuren toevoegt of verwijdert, wat vooral speelt bij lage dosis of zeldzamere afwijkingen. Dit risico is te verkleinen door netwerken te trainen op grote, heterogene datasets met varia-

‘Een belangrijk risico zijn ‘hallucinaties’,
waarbij het netwerk ten onrechte structuren
toevoegt of verwijdert’

Aandachtspunten

Ondanks de veelbelovende vooruitgang kent DLR ook uitdagingen. Een belangrijk risico zijn ‘hallucinaties’, waarbij het net-

tie in patiëntkenmerken, scanparameters en scannermodellen, en grondig te valideren op een breed scala aan klinische scenario's.



Figuur 2: Vermindering van streakartefacten van DLR ten opzichte van HIR in thorax-CT.

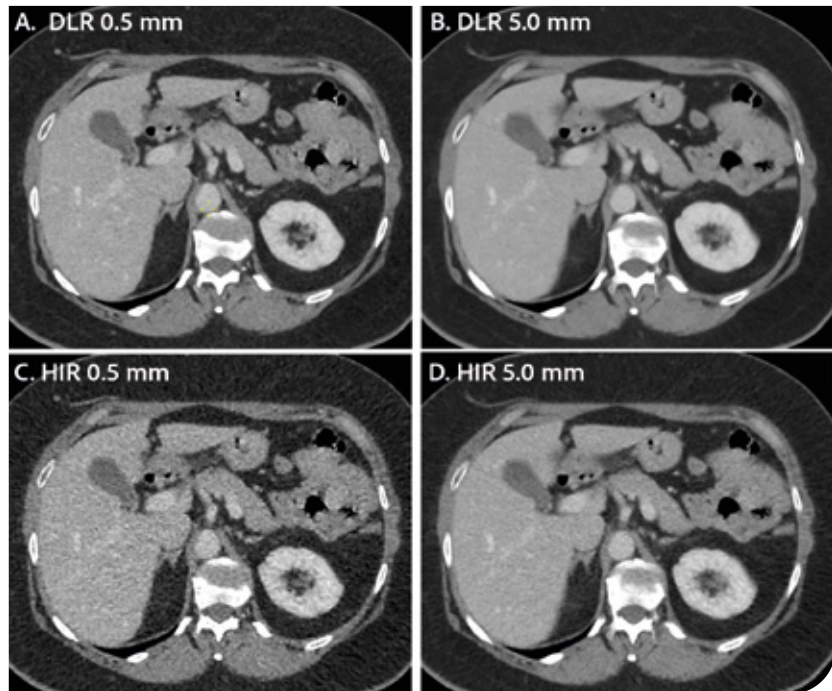
In laagcontrastbeeldvorming, zoals lever-CT, produceert DLR natuurlijke en minder plasticachtige beelden dan IR. Daarnaast kan BMI een stevige impact hebben op de beeldkwaliteit, maar DLR behoudt een ideale ruistextuur en hoge laesiezichtbaarheid en overtreft daarmee zowel FBP als IR in elke BMI-categorie.³ Bovendien toonde een studie onder kinderen aan dat DLR bij een 50% lagere stralingsdosis minder ruis, meer contrast en een betere objectdetectie levert dan een standaarddosis HIR en MBIR.⁴

Photon-counting CT wordt gezien als een volgende stap in beeldkwaliteit met hogere spatiële en spectrale resolutie. DLR zou de complexe reconstructie van grote volumes spectrale data kunnen stroomlijnen. Omgekeerd kan DLR de scherpe beelden van photon-counting CT benutten om superresolutiereconstructies te optimaliseren.

Toekomstperspectieven

Samenvattend: CT-beeldreconstructie is een veelbelovende toepassing van AI. Klinische studies tonen aan dat DLR beelden kan reconstrueren met lage ruis, een natuurlijke ruistextuur en behoudt spatiële resolutie, terwijl de stralings-

dosis tot 71 procent kan worden teruggebracht ten opzichte van FBP en IR. Verdere vooruitgang vraagt om training op grote, heterogene datasets en wordt waarschijnlijk versneld door het benutten van photon-counting CT als gouden standaard. Hiermee zijn beeldkwaliteit, artefactonderdrukking en dosisefficiëntie nog verder te optimaliseren.



Figuur 3: Dunne plakdiktes behouden de resolutie, maar alleen DLR houdt het ruisniveau acceptabel laag, terwijl HIR veel ruis genereert.

Lennart Koetzier

promovendus in het UMC Utrecht

Niels van der Werf

klinisch wetenschapper bij Philips Healthcare

Aart van der Molen

radioloog in het LUMC

Martin Willemink

medeoprichter en chief scientific officer bij Segmed

Referenties

1. Koetzier LR, Mastrodicasa D, Szczukotowicz TP, et al. Deep Learning Image Reconstruction for CT: Technical Principles and Clinical Prospects. *Radiology*. 2023 Mar;306(3):e221257.
2. Cheng Y, Han Y, Li J, et al. Low-dose CT urography using deep learning image reconstruction: a prospective study for comparison with conventional CT urography. *Br J Radiol*. 2021 Apr 1;94(1120):20201291.
3. Wang H, Yue S, Liu N, et al. Deep learning 3. Reconstruction vs standard reconstruction for abdominal CT: the influence of BMI. *Eur Radiol*. 2024 Mar;34(3):1614-23.
4. Nagayama Y, Goto M, Sakabe D, et al. Radiation dose reduction for 80-kvp pediatric ct using deep learning-based reconstruction: a clinical and phantom study. *AJR Am J Roentgenol*. 2022 Aug;219(2):315-24.