



Universiteit
Leiden
The Netherlands

Deep learning for tomographic reconstruction with limited data

Hendriksen, A.A.

Citation

Hendriksen, A. A. (2022, March 3). *Deep learning for tomographic reconstruction with limited data*. Retrieved from <https://hdl.handle.net/1887/3277969>

Version: Publisher's Version

License: [Licence agreement concerning inclusion of doctoral thesis in the Institutional Repository of the University of Leiden](#)

Downloaded from: <https://hdl.handle.net/1887/3277969>

Note: To cite this publication please use the final published version (if applicable).

SAMENVATTING

“And if I had wanted you to understand, then I would have explained it better.”

“En als ik zou willen dat je het begreep, legde ik het wel beter uit. ”

Johan Cruijff,
Voetbal Magazine, June 1997

Introductie en toepassingen van computertomografie

In veel gevallen is het nuttig om een object van binnen te kunnen bekijken zonder het te hoeven openen of beschadigen. Een veel gebruikte manier om dit te bewerkstelligen is doormiddel van CT, oftewel computertomografie. CT wordt ondermeer gebruikt in ziekenhuizen om patienten te scannen en diagnoses te stellen van ziekten die van buiten niet te zien zijn. Actueel is het scannen van de longen, waarmee schade van Covid-19 aan de longblaasjes kan worden geïdentificeerd.

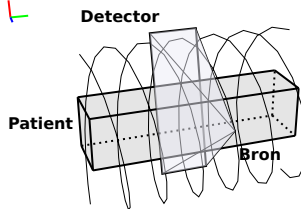
CT wordt veel gebruikt in de industrie en de wetenschap. Deze toepassingen maken zowel gebruik van zogenaamde “micro-CT”, wat meestal wordt uitgevoerd met een apparaat ter grootte van een flinke kledingkast, en van “synchrotron-tomografie”, waar een deeltjesversneller met een lengte van vele honderden meters aan te pas moet komen. Met behulp van micro-CT kunnen bijvoorbeeld gesteenten gescand worden om de incidentie van bepaalde mineralen te quantificeren, of kunst-historische objecten om vragen over hun binnenkant te kunnen beantwoorden zonder het object te beschadigen. Synchrotron-tomografie is vele malen krachtiger dan micro-CT. Daardoor duurt een scan in het synchrotron korter en kunnen meer details worden ontwaard. Dit wordt bijvoorbeeld gebruikt bij het scannen van werkende brandstofcellen (zoals in Hoofdstuk 4), waar het van belang is om waterbubbels te identificeren die ontstaan bij het omzetten van waterstof in water.

Computertomografie maakt gebruik van Röntgenstraling. In tegenstelling tot zichtbaar licht, heeft Röntgenstraling de neiging om zich dwars door weefsel heen te bewegen en wordt het slechts ten dele weerkaatst of opgenomen door de atomen waarlangs het beweegt. Een zogenaamde “Röntgenfoto” wordt genomen door een object tussen de stralingsbron en de detector in te plaatsen. De stralen bewegen door het object en worden opgevangen door de detector. Het contrast, en daarmee de zichtbaarheid, van de foto wordt bepaald door de mate waarin het object de Röntgenstraling opneemt. Een bot heeft bijvoorbeeld een hoge dichtheid en neemt veel straling op; lucht, daarentegen, laat bijna alle straling door.

Met één enkele Röntgenfoto kan men al veel over het binnenste van een object te weten komen. Botbreuken worden bijvoorbeeld vaak gediagnosticeerd met één foto. Echter, voor een gedetailleerd drie-dimensionaal beeld zijn meerdere foto's nodig. Hierbij wordt het object meestal op een draaitafel geplaatst en worden er meerdere (soms zelfs duizenden) foto's gemaakt. Om vervolgens van al deze foto's een accurate drie-dimensionale reconstructie van het binnenste van een object te kunnen maken, zijn algoritmes uit de computertomografie onmisbaar.

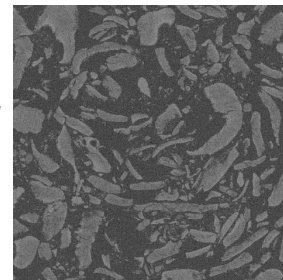
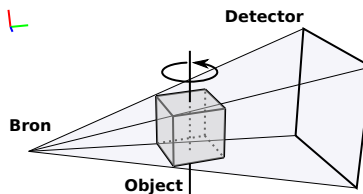
Medische CT

-  Stralingsintensiteit: 
Laag
-  Resolutie:
500 - 1000 μm
-  Scanduur:
Secondes tot minuten



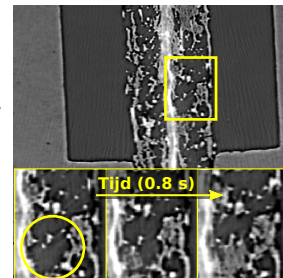
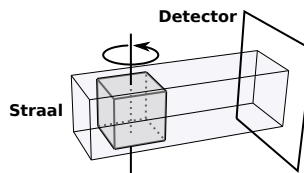
Laboratorium micro-CT

-  Stralingsintensiteit: 
Hoog
-  Resolutie:
10 - 100 μm
-  Scanduur:
Minuten tot uren



Synchrotron tomografie

-  Stralingsintensiteit: 
Extreem
-  Resolutie:
0.1 - 1 μm
-  Scanduur:
Millisecondes tot uren



Figuur S1: Drie toepassingsgebieden van computertomografie. Medische CT wordt gebruikt om met zo min mogelijk straling een diagnose te stellen, resulterend in vrij grove beelden. Hier draaien de bron en detector in een helix om de liggende patient heen. Een doorsnede van de heup is te zien op de reconstructie rechts. Micro-CT wordt in de industrie en wetenschap gebruikt om kleinere objecten op hogere resolutie te scannen dan in medische CT. Het object ligt vaak op een draaitafel tussen de stralingsbron en detector in. Rechts is een dwarsdoorsnede van haveremout te zien met een pixelresolutie van 17 μm . Synchrotron-tomografie maakt scans mogelijk met extreem veel straling en nog hogere resolutie. De stralingsbron staat zo ver weg dat de straling praktisch parallel door het object heen gaat. Rechts zijn beelden uit een “reconstructiefilmpje” van een brandstofcel te zien. De regio in het gele vierkant wordt op drie tijdstippen getoond, waardoor de vorming van een waterbubbel te zien is (aangegeven door de gele cirkel).

CT-reconstructie in gebrekkige omstandigheden en deep learning

De ontwikkeling van computertomografie-algoritmes is ver gevorderd. In ziekenhuizen wordt CT bijvoorbeeld al jaren gebruikt als diagnostisch hulpmiddel. De crux van de huidige ontwikkelingen zit hem in het ontwerpen van algoritmes die met geringe beeldinformatie complete reconstructies kunnen produceren. Een verzameling algoritmes die in recente jaren voor spectaculaire ontwikkelingen hebben gezorgd zijn zogenaamde “deep learning” algoritmes, in de volksmond ook wel “zelf-lerende” algoritmes genoemd. Zij blijken ook erg goed te werken om onvolkomenheden “weg te poetsen” uit tomografische reconstructies. Hieronder wordt beschreven welke gebreken kunnen voorkomen in Röntgenfoto’s en hoe deze onvolkomenheden met behulp van deep learning kunnen worden weggepoetst.

Binnen de computertomografie heeft een veelheid aan factoren invloed op de beeldkwaliteit. De belangrijkste factoren voor dit proefschrift worden hier besproken. In Sectie 1.1.2 wordt dit onderwerp uitgebreider behandeld.

De eerste factor is ruis. Bij iedere CT-scan staat de afweging tussen het minimaliseren van de schade aan het object en het maximaliseren van de beeldkwaliteit centraal. Te veel Röntgenstraling kan een object beschadigen, maar een tekort aan straling zorgt er ook voor dat de beeldkwaliteit slechter wordt. Dit laatste heeft de lezer wellicht zelf ook opgemerkt bij het maken van een nachtelijke foto: er ontstaat ruis in het beeld omdat er te weinig licht in de sensor komt. Ruis speelt precies dezelfde rol bij het maken van een Röntgenfoto. Daarom is het ontwikkelen van reconstructie-algoritmes die de ruis kunnen onderdrukken een belangrijk onderzoeksgebied.

Een tweede factor die aan bod komt is de resolutie van de detector (de dichtheid van de pixels die het licht ontvangen). Hoe dichter deze pixels op elkaar staan, hoe kleiner de details die kunnen worden onderscheiden op de Röntgenfoto en daarmee ook de details die kunnen worden onderscheiden in de 3D reconstructie. Een uitdagend probleem is om een fijnmazigere reconstructie te maken dan de detector in eerste instantie toestaat (zogenaamde super-resolutie).

Op het gebied van zowel ruisonderdrukking als super-resolutie hebben deep learning algoritmes de laatste jaren spectaculaire ontwikkelingen laten zien. Voor beeldbewerking zijn specifiek de convolutionele neurale netwerken populair. Deze netwerken kunnen gezien worden als lege hulzen met duizenden tot tientallen miljoenen vrije parameters, die de werking van het netwerk bepalen. Deze netwerken kunnen een verscheidenheid aan vervormingen uitvoeren, waaronder ruisonderdrukking en super-resolutie.

Om de juiste parameters van een convolutioneel neuraal netwerk te bepalen, moet het eerst “getraind” worden. Dit gebeurt met het verzamelen van een stapel invoerbeelden en gewenste uitkomstbeelden. Afhankelijk van de toepassing kan het benodigde aantal voorbeelden uiteenlopen van enkele honderden tot vele miljoenen. Het netwerk wordt vervolgens toegepast op deze stapel plaatjes en de parameters worden net zo lang aangepast totdat de uitvoer van het netwerk overeenkomt met de gewenste uitkomstbeelden. Hierna kan het netwerk op nieuwe beelden worden toegepast om bijvoorbeeld ruis te onderdrukken.

Probleemstelling en samenvatting van de hoofdstukken

Een groot struikelblok bij het toepassen van deep learning algoritmes in de tomografie is het verzamelen van de vereiste voorbeeldplaatjes. Vaak is het gewenste uitkomstbeeld niet beschikbaar — als het immers wel beschikbaar was, zou er überhaupt geen reden zijn om een deep learning algoritme te gebruiken. In dit proefschrift worden technieken beschreven om het verzamelen van de vereiste voorbeeldplaatjes mogelijk te maken (in het geval van super-resolutie) en om het verzamelen van de gewenste uitkomstbeelden helemaal te omzeilen (in het geval van ruisonderdrukking). Hierdoor kunnen deep learning algoritmes getraind en toegepast worden op unieke objecten zonder eerst een bibliotheek van vergelijkbare objecten te hoeven scannen.

In **Hoofdstuk 2** wordt een techniek geïntroduceerd om super-resolutie toe te passen op een enkel object met behulp van deep learning. Hierbij wordt een object op twee verschillende afstanden van een puntbron gescand. Bij de tweede afstand wordt het beeld op de detector uitvergroot. Door de foto's van de twee scans te combineren kan een reconstructie van een deelgebied van het object worden gemaakt op zowel de “normale” resolutie alsook op een hogere resolutie. Met behulp van de beelden van dit deelgebied wordt een convolutioneel neuraal netwerk getraind om de resolutie van een invoerbeeld te verhogen en zo meer details zichtbaar te maken. Vervolgens kan dit netwerk op de rest van het object worden toegepast om een reconstructie op hoge resolutie van het gehele object te verkrijgen.

We demonstreren de effectiviteit van de methode op zowel gesimuleerde als op experimentele data. De resultaten tonen aan dat de methode de resolutie van de reconstructies significant kan verbeteren.

In **Hoofdstuk 3** wordt een techniek geïntroduceerd om een convolutioneel neuraal netwerk te leren om ruis te onderdrukken terwijl tijdens het trainen alleen beelden *met* ruis worden gebruikt. De wetenschappelijke bijdrage van dit hoofdstuk is tweeledig. Ten eerste wordt gedemonstreerd dat bestaande ruisonderdrukkingstechnieken niet werken als ze worden toegepast op tomografische reconstructies. We tonen aan dat dit veroorzaakt wordt door de specifieke eigenschappen van ruis in tomografische reconstructiebeelden. Ten tweede ontwikkelen we een manier om reconstructies te splitsen waardoor er invoerbeelden en gewenste uitvoerbeelden ontstaan (beide met ruis) die kunnen worden gebruikt om een neuraal netwerk te trainen. We bewijzen dat deze manier van splitsen het netwerk leert om de ruis te onderdrukken. De techniek kan worden toegepast op een scan van een enkel object: eerst wordt het netwerk op de gesplitste ruizige reconstructies getraind en vervolgens wordt het getrainde netwerk toegepast om een reconstructie zonder ruis te verkrijgen. Daarnaast kan een getraind netwerk ook op nieuwe ongeziene objecten worden toegepast.

In **Hoofdstuk 4** passen we de ruisonderdrukkingstechniek toe op scans die gemaakt zijn in verschillende synchrotrons. We beschrijven hoe de techniek kan worden aangepast om optimaal gebruik te maken van extra dimensies in de ruimte, tijd en spectrum (verstrooiing). Hierdoor wordt het mogelijk om de techniek toe te passen op tomografische “films”, waarin het object een verandering ondergaat terwijl het gescand wordt. Ook demonstreren we de techniek op XRD-CT scans,

waar niet de absorptie maar juist de verstrooiing van Röntgenstraling een rol speelt. Hiermee kan de mate van verstrooiing (hierboven aangeduid met spectrum) op elke locatie van het object worden bepaald. Daardoor is het mogelijk om materialen preciezer te onderscheiden.

In **Hoofdstuk 5** wordt ten slotte een softwarepakket geïntroduceerd dat het maken van ingewikkelde reconstructies vergemakkelijkt. Het pakket bevat abstracties die de dynamische locatie en orientatie van de bron, detector en object beschrijven. Voorbeelden zijn de verplaatsing van het object (Hoofdstuk 2) tijdens de scan of de verstrooiing van het licht (Hoofdstuk 4). Een nuttige toevoeging is de mogelijkheid om de beschreven geometrie (locaties en orientaties) ook te visualiseren, zodat de geometrie kan worden gecontroleerd en ook kan worden getoond aan anderen (zie bijvoorbeeld Figuur S1). Ten slotte maakt het softwarepakket een nauwe integratie mogelijk tussen een bestaand tomografiesoftwarepakket en vele dataverwerkingspakketten. Hierdoor kan een groot aantal wiskundige operaties gecombineerd worden met tomografische operaties zonder dat er snelheidsverlies optreedt. We demonstreren dit op een recente techniek die gebruik maakt van verstrooiing van het licht, waarin de rekensnelheid met een factor 9 toeneemt.