



Universiteit  
Leiden  
The Netherlands

## Deep learning for vascular segmentation and tissue characterization in CT images

Zhang, X.

### Citation

Zhang, X. (2026, January 7). *Deep learning for vascular segmentation and tissue characterization in CT images*. Retrieved from <https://hdl.handle.net/1887/4286096>

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/1887/4286096>

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

# 7

## Samenvatting en toekomstig onderzoek

De detectie van coronaire plaques en analyse van de anatomische structuren in de lever zijn twee belangrijke onderwerpen binnen de diagnostiek van coronair lijden en de preoperatieve planning van leverchirurgie op basis van CTA-beelden. Het doel in dit proefschrift was om nieuwe, deep learning-gebaseerde methoden te ontwikkelen die de cruciale uitdagingen aanpakken om de huidige technieken in beide domeinen aanzienlijk vooruit te helpen. In dit hoofdstuk vatten wij de voorgaande hoofdstukken samen en bespreken wij mogelijke onderzoeksrichtingen voor toekomstig werk.

### 7.1 Samenvatting

Wij presenteren deep learning-oplossingen om drie specifieke doelstellingen te beantwoorden: niet-invasieve detectie van coronaire plaques (Hoofdstuk 2), op een 2D-model gebaseerde, continue segmentatie van levertaten (Hoofdstukken 3 en 4), en ten slotte Couinaud-segmentatie van de lever zonder voorkennis van de vaatstructuur (Hoofdstuk 5).

In **Hoofdstuk 2** richten wij ons op de detectie en karakterisering van coronaire plaques in CTA-beelden, met als doel het gebruik van invasieve beeldvormingsmodaliteiten bij patiënten te verminderen. De referentiedata verkregen uit de invasieve NIRS-IVUS-modaliteit werd geregistreerd op de overeenkomstige CTA-beelden. De geregistreerde labels op de CTA-beelden werden gebruikt voor het trainen van de voorgestelde deep learning-modellen. Wij ontwierpen twee op convolutionele neurale netwerken (CNN's) gebaseerde methoden om de hoek van de plaque in het beeld met de dwarsdoorsnede te voorspellen. Beide methoden maken gebruik van een 2.5D-benadering om contextuele informatie langs de longitudinale richting van de kransslagaders te integreren. De eerste methode is ontwikkeld op basis van een Dense U-Net, waarmee taartpuntvormige binaire maskers voor zowel vetrijke als verkalkte plaques worden geplaatst. De voorspelde maskers representeren de gebieden met plaque in de dwarsdoorsnede. De hoeken van dit gebied worden berekend in een aanvullende post-processing stap en gevisualiseerd in een uitgevouwen weergave, vergelijkbaar met de chemogram weergave die wordt gebruikt in de NIRS-modaliteit. Een tweede methode is ontwikkeld op basis van een Mask R-CNN-architectuur. In tegenstelling tot de eerste methode wordt deze benadering toegepast op beelden in

een polair coördinatensysteem. De begin- en eindhoeken van plaques kunnen direct worden voorspeld via stapsgewijze regressie. De voorgestelde methoden zijn getraind en gevalideerd op een interne dataset bestaande uit 64 patiënten, en realiseerden een zesvoudige toename van de mediane F1-score in vergelijking met de conventionele HU-gebaseerde methode op laesieniveau voor de detectie van vetrijke plaques.

**Hoofdstuk 3** richt zich op het verbeteren van de continuïteit van de gesegmenteerde levervaatboom. Wij maken gebruik van zowel een aandachtsmechanisme gebaseerd op grafen als een diffusiemodel om continue en volledige segmentatie van levervaten te faciliteren. Om de vasculaire graaf in het diffusiemodel te integreren, worden de referentivaatmaskers in elke batch getransformeerd naar grafen bestaande uit knopen en lijnen, die de vasculaire connectiviteit expliciet representeren. De gewichten van de lijnen kunnen worden geleerd via aandachtslagen gebaseerd op grafen, die fungeren als een dynamische matrix die de affiniteiten tussen knopen langs de vaten weergeeft. De gewogen knoopkenmerken kunnen als condities worden geïnjecteerd in het diffusiemodel om de generatie van een continue vaatsegmentatie te bevorderen. Het voorgestelde model is geëvalueerd op twee publieke datasets en overtreft andere state-of-the-art medische segmentatiemethoden wat betreft Dice-coëfficiënt en connectiviteitsmaten.

**Hoofdstuk 4** introduceert een top-k MIP-prior, die meer diepte-informatie behoudt dan de oorspronkelijke MIP, voor de segmentatie van levervaten. De voorgestelde top-k MIP-prior representeert de vaatconnectiviteit via een reeks 2D-projectieweergaven. De diameterinformatie van de vaten blijft behouden door gebruik te maken van de top-k maxima van CT-intensiteiten. Om de connecties te leren tussen de top-k MIP en de integrale projecties van de referentivaatmaskers, maken wij gebruik van een 2D latent diffusiemodel. De top-k MIP-prior wordt toegepast als conditie voor het latent diffusiemodel, dat integrale projecties van de vaatboom genereert. De gegenereerde integrale projecties kunnen worden gereconstrueerd met behulp van de gefilterde terug-projectie methode, die veelvuldig wordt toegepast binnen het CT-reconstructiedomein. De evaluatieresultaten tonen aan dat de voorgestelde prior bijdraagt aan de continuïteit van de vaatsegmentatie en vergelijkbaar presteert met andere medische segmentatie-benchmarks.

**Hoofdstuk 5** richt zich op de Couinaud-segmentatie van de lever zonder gebruik te maken van expliciete voorkennis van de vaatstructuur. Ter compensatie van het ontbreken van expliciete vasculaire structuren introduceren wij 3D graafredenering om de anatomische structuren in de lever dynamisch te leren. Bovendien passen wij voor deze taak een punt-gebaseerde architectuur toe om de fysieke resolutie van de CT-beelden te behouden. De geleerde impliciete anatomische structuren in de lever kan fungeren als vervanging voor expliciete voorkennis van de vaten waarin het punt-gebaseerde model geëmbed kan worden. De voorgestelde punt-gebaseerde

methode met graafredenering overtreft andere punt-gebaseerde benchmarks, in zowel de Dice-coëfficiënten als de afstand tussen de oppervlakten, terwijl er geen voorkennis van de levervaten meer nodig is voor de Couinaud-segmentatie.

## 7.2 Discussie en toekomstig onderzoek

Het overkoepelende doel van dit proefschrift was het ontwikkelen van nieuwe deep learning-gebaseerde benaderingen die belangrijke uitdagingen aanpakken en de stand van de techniek op beide onderzoeksgebieden aanzienlijk vooruitbrengen. Dit werd gerealiseerd door het ontwikkelen van automatische methoden voor een niet-invasieve detectie van coronaire plaques en analyse van anatomische structuren in de lever, waaronder segmentatie van levervaten en Couinaud-segmentatie van de lever. Allereerst werd in Hoofdstuk 2 de detectie van coronaire plaques onderzocht. Wij ontwikkelden twee deep learning-methoden voor de detectie en karakterisering van coronaire plaques op dwarsdoorsnedebeelden van CTA-beelden. Hoewel de voorgestelde methoden de conventionele HU-gebaseerde aanpak overtreffen volgens kwantitatieve maatstaven, blijven er diverse uitdagingen bestaan bij de detectie van coronaire plaques. Het overlappende HU-bereik tussen vetrijke plaques en het omringende myocardweefsel maakt een nauwkeurige afbakening van het plaquegebied bijzonder uitdagend. Verkalkte plaques met hoge intensiteiten kunnen eveneens artefacten veroorzaken, wat resulteert in schaduwen met lage-intensiteitswaarden die sterk lijken op vetrijke plaques. Bovendien vormen heldere-artefacten, veroorzaakt door geïmplanteerde metalen stents, een extra uitdaging aangezien zij de plaquekenmerken kunnen verhullen. Huidige methoden presteren onvoldoende bij CTA-beelden die door dergelijke artefacten worden beïnvloed; daarom zijn coronaire arteriën met geïmplanteerde stents uitgesloten van de experimenten. De meeste van de bestaande uitdagingen hangen nauw samen met de beeldkwaliteit van een CTA. In het bijzonder of de kenmerken van verschillende plaquetypen duidelijk van elkaar te onderscheiden zijn. Hoewel de resultaten die in Hoofdstuk 2 worden gepresenteerd aantonen dat deep learning-methoden het potentieel hebben om meer impliciete kenmerken uit CTA-beelden te extraheren en daarmee een nauwkeurigere plaquedetectie te realiseren dan de conventionele HU-gebaseerde methode, zullen wezenlijke verbeteringen afhangen van geavanceerde CT-technieken, zoals foton-tellende CT (PCCT) [1]. Het ontwikkelen van deep learning-methoden op basis van de PCCT-modaliteit zal een belangrijke richting vormen voor toekomstig onderzoek.

In Hoofdstukken 3, 4 en 5 werd de analyse van de anatomische structuren in de lever onderzocht. Hoofdstukken 3 en 4 richten zich primair op de continue segmentatie van levervaten, terwijl Hoofdstuk 5 zich concentreert op de Couinaud-segmentatie zonder gebruik te maken van voorkennis van de vaatstructuur. Zowel de segmentatie van levervaten als Couinaud-segmentatie vormen essentiële stap-

pen in de preoperatieve planning van leverchirurgie. De uitdagingen van deze twee taken verschillen echter: de connectiviteit is belangrijk bij vaatsegmentatie, terwijl een nauwkeurige begrenzing essentieel is voor de Couinaud-segmentatie. De twee voorgestelde methoden in Hoofdstukken 3 en 4 gaan uit van verschillende beeldweergaven (dwarsdoorsneden en projectieweergaven) en maken gebruik van op diffusiemodellen gebaseerde architecturen om de connectiviteit van de gesegmenteerde vaatboom te verbeteren. In tegenstelling tot de meeste bestaande segmentatiemethoden, die doorgaans gebaseerd zijn op discriminerende modellen, kunnen diffusiemodellen de onderliggende dataverdeling en intrinsieke kenmerken leren. Deze voordelige eigenschap van het diffusiemodel benutten wij in onze taak voor vaatsegmentatie. Om de stochastiek van het diffusiemodel beter te beheersen en de gewenste te genereren output te sturen, maken wij in Hoofdstuk 3 gebruik van een aandachtsmechanisme gebaseerd op grafen als voorkennis en bootsen wij in Hoofdstuk 4 het CT-reconstructieproces na. Deze hoofdstukken tonen aan dat deze strategieën allemaal bijdragen aan het verbeteren van de vaatconnectiviteit in 3D. De kwantitatieve en kwalitatieve resultaten laten zien dat de vaatconnectiviteit aanzienlijk kan worden verbeterd in vergelijking met andere geavanceerde segmentatiemethoden. Huidige methoden kennen echter twee belangrijke beperkingen. Ten eerste zijn de voorgestelde modellen gesuperviseerd, waardoor hun prestaties nadelig kunnen worden beïnvloed door onnauwkeurige vaatannotaties. Ten tweede is de inferentie met diffusiemodellen reken technisch duurder in vergelijking met andere onderscheidende segmentatiemethoden. Toekomstig onderzoek zou zich daarom moeten richten op het wegnemen van deze twee beperkingen. Semi-gesuperviseerde methoden kunnen mogelijk helpen om de negatieve impact van onnauwkeurige vaatannotaties te verminderen. Daarnaast kan de ontwikkeling van meer geavanceerde wiskundige raamwerken voor diffusiemodellen bijdragen aan een hogere efficiëntie van zowel de training als in het toepassen.

Couinaud-segmentatie, de tweede focus van de analyse van de anatomische structuren in de lever, wordt eveneens geconfronteerd met de uitdaging van onnauwkeurige vaatannotaties, aangezien de conventionele methoden die in de klinische praktijk worden toegepast sterk afhankelijk zijn van voorkennis van de vaatstructuur om de grenzen tussen de leversegmenten te bepalen. Deze uitdaging wordt aangepakt door onze voorgestelde voorkennis-vrije methode die in Hoofdstuk 5 wordt gepresenteerd. Wij passen graafredenering toe om de impliciete anatomische structuren in de lever te leren, in plaats van te vertrouwen op expliciete kennis over de levervaten. Daardoor is de voorgestelde methode onafhankelijk van de kwaliteit van vaatannotaties en wordt de noodzaak van een arbeidsintensief annotatieproces voor vaten geëlimineerd. Geen van de voorgestelde of vergeleken baselines kan echter effectief omgaan met levers die grote tumoren bevatten. Dit komt doordat delen van de anatomische structuren in de

lever door de tumor zijn aangetast, waardoor het voor het neurale netwerk moeilijk wordt anatomische kenmerken in de door de tumor bezette regio's te herkennen. Toekomstig onderzoek zou zich daarom kunnen richten op strategieën om ontbrekende anatomische structuren te compenseren. Een potentiële oplossing is om het leren van langeafstandsafhankelijkheden te versterken, doordat de regio's met tumoren zonder anatomische kenmerken kunnen worden geassocieerd met aangrenzende tumorvrije regio's.

Alle hoofdstukken in dit proefschrift richten zich op de twee hoofdthema's: de detectie van coronaire plaques en de analyse van anatomische structuren in de lever op basis van CTA/CT-beelden. Hoewel alle voorgestelde methoden zijn ontwikkeld op de CT-modaliteit, kunnen zij in potentie worden toegepast op vergelijkbare klinische taken met andere beeldvormingsmodaliteiten.

### 7.3 Algemene conclusies

In dit proefschrift worden deep learning-methoden geïntroduceerd in twee belangrijke klinische domeinen: niet-invasieve detectie van coronaire plaques en analyse van anatomische structuren in de lever op basis van CTA/CT-beelden. In het bijzonder verkennen wij eerst de connectie van plaquekenmerken tussen invasieve beelden en niet-invasieve CTA-beelden in dwarsdoorsnedeweergaven, waarmee een nauwkeurigere en fijnmazige op hoeken gebaseerde plaquedetectie wordt uitgevoerd. Daarnaast benutten wij op efficiënte wijze de voordelen van verschillende modellen, zoals diffusiemodellen, graaf gebaseerde neurale netwerken en punt-gebaseerde modellen, en passen deze doelgericht aan om continue segmentatie van levervaten te faciliteren. Dit neemt de noodzaak van voorkennis van de vaatstructuur bij Couinaud-segmentatie weg. Alle in dit proefschrift voorgestelde deep learning-methoden zijn zowel kwantitatief als kwalitatief gevalideerd en tonen superieure prestaties aan in vergelijking met andere toonaangevende methoden.

## Referenties

- [1] A. Meloni, F. Frijia, D. Panetta, et al. "Photon-counting computed tomography (PCCT): technical background and cardio-vascular applications". In: *Diagnostics* 13.4 (2023), page 645.