



Universiteit
Leiden
The Netherlands

Closing the loop: fully automated radiotherapy planning for head and neck cancer

Gao, R.

Citation

Gao, R. (2026, September 16). *Closing the loop: fully automated radiotherapy planning for head and neck cancer*. Retrieved from <https://hdl.handle.net/1887/4309664>

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/1887/4309664>

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

7

Nederlandse samenvatting

7.1 Samenvatting

In dit proefschrift onderzochten we geautomatiseerde radiotherapieplanning voor hoofd-halskanker, met een primaire focus op dosisvoorspelling op basis van deep learning en het genereren van klinisch uitvoerbare VMAT-plannen door middel van dose mimicking. Daarnaast onderzochten we generaliseerbare methoden voor segmentatie van medische beelden die relevant zijn voor zowel radiotherapie als bredere toepassingen binnen de medische beeldvorming. In dit proefschrift behandelden we verschillende essentiële onderdelen van geautomatiseerde radiotherapieplanning, waaronder nauwkeurige dosisvoorspelling, klinisch gestuurde modeloptimalisatie en integratie in een commercieel behandelplanningssysteem (TPS).

Hoofdstuk 2 presenteerde MCP-MedSAM, een lichtgewicht en modaliteitsonafhankelijk foundation model voor de segmentatie van medische beelden. Om de segmentatieprestaties voor verschillende beeldvormingsmodaliteiten te verbeteren en tegelijkertijd de computationele efficiëntie te behouden, introduceerden we modaliteitsprompts en inhoudsprompts, die met minimale extra rekenkosten aanvullende taakspecifieke informatie aan het model verstrekken. Daarnaast pasten we een op modaliteit gebaseerde datasamplingstrategie toe om de onbalans tussen de verschillende modaliteiten te verminderen. De resultaten toonden aan dat MCP-MedSAM sterke segmentatieprestaties behaalde op een grootschalige benchmark, terwijl het model binnen één dag op één A100-GPU kon worden getraind. Daarmee biedt MCP-MedSAM een praktisch en schaalbaar raamwerk voor de algemene segmentatie van medische beelden.

Hoofdstuk 3 onderzocht de belangrijkste factoren die van invloed zijn op deep-learninggebaseerde driedimensionale dosisvoorspelling voor fotonenradiotherapie bij hoofd-halskanker. Met behulp van zowel een openbare dataset als een interne klinische dataset evalueerden we systematisch de effecten van de resolutie van de invoer en het dosISRaster, de invoerrepresentatie, de verliesfunctie, de modelarchitectuur en de robuustheid tegen ruis. Uit het onderzoek bleek dat invoergegevens met een hoge resolutie en uitgebreide anatomische informatie, waaronder CT-beelden, PTV's en OAR's, de nauwkeurigheid van de voorspellingen aanzienlijk verbeterden. Daarnaast stelden we vast dat het combineren van voxelgewijze en DVH-georiënteerde verliesfuncties

de klinisch relevante prestaties verbeterde. Uit de robuustheidsanalyses bleek dat de meeste modellen relatief robuust waren tegen Poisson ruis, maar gevoeliger waren voor adversariële verstoringen. Deze bevindingen bieden praktische richtlijnen voor het ontwerpen van nauwkeurige en betrouwbare modellen voor dosisvoorspelling.

Hoofdstuk 4 introduceerde een verliesfunctie gebaseerd op klinische DVH-metrieken, de zogenoemde clinical DVH metric loss (CDM loss), voor driedimensionale dosisvoorspelling. Het doel hiervan was om de training van het model beter af te stemmen op de klinische criteria voor de beoordeling van behandelplannen. In plaats van uitsluitend gebruik te maken van voxelgewijze supervisie, integreerde de voorgestelde verliesfunctie direct differentieerbare formuleringen van veelgebruikte klinische DVH-metrieken, waaronder zowel *D-metrieken* als surrogaatformuleringen van *V-metrieken*. Daarnaast introduceerden we een verliesvrije bitmask-encoding waarmee meerdere overlappende ROI's efficiënt konden worden gerepresenteerd, waardoor de computationele kosten tijdens de training aanzienlijk werden verlaagd. De resultaten toonden aan dat de CDM loss de dekking van de doelvolumes verbeterde en aan alle klinische randvoorwaarden voldeed, terwijl een vergelijkbare sparing van de OAR's behouden bleef. Dit toont aan dat klinisch gestuurde supervisie kan leiden tot dosisvoorspellingen die beter aansluiten bij de vereisten van de behandelplanning.

Hoofdstuk 5 integreerde het getrainde dosisvoorspellingsmodel in een commercieel TPS (RayStation) en ontwikkelde een volledig geautomatiseerde planningspipeline op basis van dose mimicking. De voorspelde dosisverdelingen werden in het TPS geïmporteerd en gebruikt om de optimalisatie door middel van dose mimicking aan te sturen, met als doel klinisch uitvoerbare VMAT-plannen met twee arcs te genereren. In een onafhankelijk temporeel testcohort bereikten de geautomatiseerde plannen een dekking van de doelvolumes die vergelijkbaar was met die van de klinische plannen. Voor verschillende OAR's werd een vergelijkbare of verbeterde sparing bereikt en er werden geen significante verschillen gevonden in de NTCP-schattingen voor xerostomie en dysfagie. Daarnaast vertoonden de automatisch gegenereerde plannen voor verschillende maten van plancomplexiteit een lagere modulatiegerelateerde complexiteit. Deze resultaten tonen aan dat deep-learninggebaseerde dosisvoorspelling kan worden gecombineerd met dose mimicking om op volledig geautomatiseerde wijze klinisch uitvoerbare radiotherapieplannen voor hoofd-halskanker te genereren.

7.2 Algemene conclusies

Dit proefschrift toont het potentieel aan van datagestuurde methoden voor geautomatiseerde radiotherapieplanning bij hoofd-halskanker, in het bijzonder voor dosisvoorspelling op basis van deep learning en het genereren van klinisch uitvoerbare VMAT-plannen door middel van dose mimicking. Daarnaast benadrukt het proefschrift het bredere belang van generaliseerbare segmentatie van medische beelden voor

schaalbare workflows binnen de radiotherapie en medische beeldvorming.

Over het geheel genomen laten de resultaten zien dat klinisch betekenisvolle dosisverdelingen kunnen worden afgeleid uit de anatomie van de patiënt en binnen een commercieel TPS kunnen worden vertaald naar uitvoerbare behandelplannen. Deze bevindingen ondersteunen de haalbaarheid van planningsworkflows die efficiënter en consistenten zijn en minder afhankelijk zijn van handmatige trial-and-error. Verdere vooruitgang vereist voortdurende ontwikkelingen op het gebied van machine learning, fysicageïnformeerde modellering en samenwerking tussen mens en artificiële intelligentie, evenals nauwe samenwerking tussen klinici, klinisch fysici en onderzoekers.