

Praktisch toepassen van AI in de radiotherapie



Marlie Besouw



Peter van Ooijen

AI wordt in toenemende mate toegepast binnen de radiotherapie, met name op het gebied van segmentatie en planningsondersteuning. De voordelen zijn duidelijk: tijdswinst, standaardisatie en betere ondersteuning van besluitvorming. Tegelijkertijd vereist succesvolle implementatie meer dan technologische beschikbaarheid: ook training/op-leiding, certificering, integratie en transparantie spelen een sleutelrol.¹

Historisch gezien zijn handmatige taken in de radiotherapie, zoals het contouren van tumoren en organen, tijdrovend en subjectief. Met de toenemende complexiteit van radiotherapeutische behandelingen en de blijvende druk op capaciteit groeit de behoefte aan efficiënte, robuuste en reproduceerbare processen. AI biedt hierin ondersteuning door foutgevoelige taken te automatiseren, workflow te versnellen en de inter-observer variabiliteit te verminderen, op dit moment met name bij twee essentiële onderdelen van de workflow: het segmenteren van anatomische structuren en het opstellen van het bestralingsplan. Een overzicht van de

klassieke radiotherapie workflow en de bijbehorende AI-toepassingen is weergegeven in *figuur 1*.

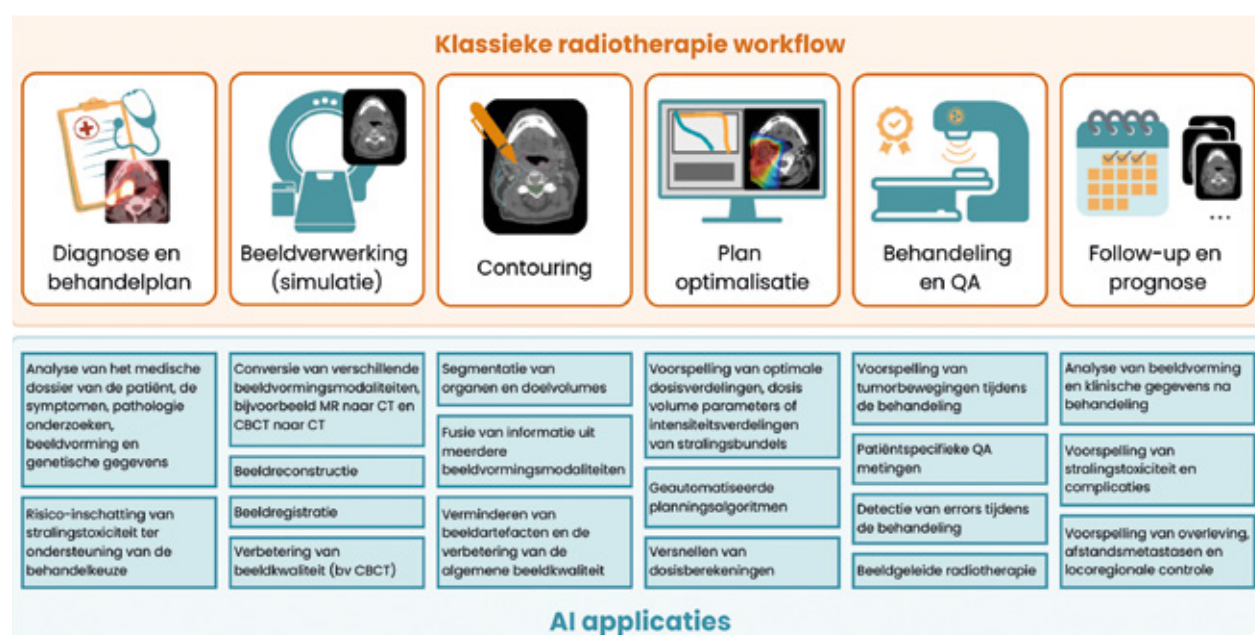
Segmentatie

Het handmatig segmenteren van doelvolumes en omliggende organen (*organs-at-risk*) is een tijdsintensieve taak die gevoelig is voor inter-observer variatie. AI-gebaseerde segmentatiesoftware, doorgaans gebaseerd op *deep learning*, is getraind op grote hoeveelheden retrospectieve patiëntdata. Deze tools kunnen standaardstructuren automatisch segmenteren binnen enkele seconden tot minuten. Hiermee is een aanzienlijke tijdsbesparing mogelijk ten opzichte van oudere, op atlasen gebaseerde methoden.²

Hoewel handmatige controle en correctie door de expert noodzakelijk blijven, vormen AI-contouren in veel gevallen een bruikbaar startpunt.³ Dit leidt tot meer consistentie van contouren tussen behandelaren. Dat is van grote waarde in multicenteromgevingen. Ook kan het significante tijdswinst opleveren. Bovendien kan het standaardiseren bijdragen aan uniforme input voor vervolgprocessen, zoals auto-planning of het voorspellen van de behandeluitkomst.

Multimodale modellen

AI-tools ondersteunen segmentatie op verschillende modaliteiten, waaronder CT, cone-beam CT (CBCT) en MRI. In toenemende mate worden multimodale mo-



Figuur 1: Overzicht van de klassieke radiotherapie workflow. In oranje zijn de verschillende stappen in het klinische proces weergegeven. In blauw zijn per stap voorbeelden van AI-toepassingen weergegeven die kunnen bijdragen aan optimalisatie van de workflow (aangepast op basis van Barragán Montero A, et al. *Physics in Medicine and Biology*. 2022).

dellen ontwikkeld die meerdere beeldvormende technieken combineren. Dit is met name van belang bij complexere regio's, zoals het hoofd-halsgebied of de prostaat, waar MRI aanvullende informatie kan bieden naast CT.

Op dit moment is de autosegmentatie van tumoren nog een onderwerp van wetenschappelijk onderzoek en niet breed commercieel beschikbaar. Door de grote variëteit in locatie en presentatie van tumoren is het trainen van deep learning om deze segmentatie uit te voeren, vaak nog lastig en onvoldoende robuust om in de praktijk toe te passen.⁴ Eerste voorzichtige stappen tot klinische implementatie worden genomen voor bepaalde anatomische regio's.

verbetering of synthetische CT-generatie kan de anatomie beter worden weergegeven. Dat leidt tot nauwkeurigere adaptieve plannen.⁷

CE-markering

Voor klinische inzet van AI-software is CE-markering verplicht. Veel nu beschikbare tools zijn nog gecertificeerd onder de Europese richtlijn voor medische hulpmiddelen (MDD), die uiterlijk in december 2028 vervalt. Dan gelden de eisen uit de strengere Europese verordening voor medische hulpmiddelen (MDR). Slechts een deel van de producten heeft inmiddels een MDR-certificering. Dit bemoeilijkt het verkrijgen van inzicht in de juridische status en het risicoprofiel van de software. Een bijkomende uitdaging is de gebrekkige

Vervolgens moet er een goede kwaliteitsborging (QA) en continue monitoring worden geïmplementeerd. Daarnaast is de aanvaarding door eindgebruikers sterk afhankelijk van training, vertrouwen en duidelijkheid over de beperkingen van de AI-uitvoer. Tools moeten transparant zijn over waar ze wel en niet op getraind zijn, zodat klinische interpretatie verantwoord kan plaatsvinden.

Conclusie

De komende jaren zullen bepalend zijn voor de duurzame omarming van AI in de kliniek. Daarvoor is het van belang dat leveranciers, gebruikers en beoordelende instanties gezamenlijk werken aan transparantie, kwaliteitsborging en klinische evaluatie. Alleen dan kan AI haar potentieel waarmaken in de dagelijkse radiotherapiepraktijk. ■

Marlie Besouw

promovenda, afdeling beeldvorming
Radboudumc

Peter van Ooijen

hoogleraar AI in radiotherapie, afdeling
radiotherapie, UMCG Groningen

'Het voordeel is tweeledig: planningscapaciteit wordt verminderd en planvariatie tussen behandelaren neemt af'

Autoplanning

AI in behandelplanning verloopt in twee fasen: dosisvoorspelling en automatische planoptimalisatie. Bij dosisvoorspelling voorspelt een AI-model een haalbare dosisverdeling op basis van anatomie, contouren en eventueel klinische kenmerken. Deze voorspelling is niet direct leverbaar in de kliniek, maar dient als referentie. Automatische planoptimalisatie zet deze voorspelling om in een fysiek uitvoerbaar plan. Dit gebeurt doorgaans via *mimicking*, waarbij de voorspelde verdeling wordt nagebootst met passende optimalisatiedoelen, gewichten en functies. Waar nodig wordt aanvullend post-processing toegepast. Het voordeel is tweeledig: de effectieve planningscapaciteit neemt toe en planvariatie tussen behandelaren neemt af.⁵ AI-gebaseerde autoplanning is al klinisch toepasbaar bij standaardindicaties zoals prostaat en rectum, en biedt perspectief voor complexere casuïstiek of urgente situaties.

Adaptieve radiotherapie

Bij adaptieve radiotherapie, waarbij op basis van dagelijkse CBCT-beelden het plan moet worden aangepast, is snelheid cruciaal. Hier wordt AI ingezet om niet alleen het herplanningsproces te versnellen, maar ook om de CBCT-kwaliteit te verbeteren.⁶ Door middel van beeld-

ge transparantie van publieke informatie. In veel gevallen ontbreekt het aan duidelijke documentatie over CE-klasse, anatomische dekking, gebruik van richtlijnen (zoals de Europese Vereniging voor Radiotherapie en Oncologie (ESTRO) of de Radiation Therapy Oncology Group (RTOG)) of validatiegegevens. Voor gebruikers is het daarom lastig om producten onderling te vergelijken of vertrouwen op te bouwen in de prestaties van de tool.

Hulpmiddelen

Inmiddels zijn verschillende initiatieven opgestart om inzicht te bieden in het CE-gecertificeerde AI-aanbod. Health AI Register (<https://radiology.healthairegister.com/>) bevat een actueel overzicht voor de radiologie en pathologie en er wordt gewerkt aan uitbreiding naar meer toepassingsgebieden, waaronder radiotherapie en cardiologie. Parallel hieraan is er een vergelijkbaar initiatief specifiek gericht op de radiotherapie (<https://dlinrt.eu/>). Een ander hulpmiddel (<https://rt-modelcard.streamlit.app/>) beoogt het standaardiseren van de communicatie rond modellen door een zogenaamde modelkaart, die inzicht geeft in de wijze waarop een model getraind en gevalideerd is.

Integratie van AI-algoritmen met bestaande behandelplanningssystemen is cruciaal voor een soepele implementatie.

Referenties

1. De Kerf G, Barragan-Montero A, Brouwer CL, et al. Multicentre prospective risk analysis of a fully automated radiotherapy workflow. *Phys Imaging Radiat Oncol.* 2025; 34:100765.
2. Poel R, Rufenacht E, Scheib S, et al. A comprehensive multifaceted technical evaluation framework for implementation of auto-segmentation models in radiotherapy. *Commun Med (Lond).* 2025;5(1):319.
3. van Dijk LV, van den Bosch L, Aljabar, et al. Improving automatic delineation for head and neck organs at risk by deep learning contouring. *Radiother Oncol.* 2020; 142:115-23.
4. De Biase A, Sijtsma NM, Janssen T, et al. Clinical adoption of deep learning target auto-segmentation for radiation therapy: challenges, clinical risks, and mitigation strategies. *BJR | Artificial Intelligence.* 2024;1(ubae015).
5. Bakx N, van der Sangen M, Theuws J, et al. Evaluation of a clinically introduced deep learning model for radiotherapy treatment planning of breast cancer. *Phys Imaging Radiat Oncol.* 2023; 28:100496.
6. de Jong R, Visser J, van Wieringen N, et al. Feasibility of Conebeam CT-based online adaptive radiotherapy for neoadjuvant treatment of rectal cancer. *Radiat Oncol.* 2021;16(1).
7. Thummerer A, van der Bijl E, Galapon AJ, et al. SynthRAD2025 Grand Challenge dataset: generating synthetic CTs for radiotherapy from head to abdomen. *Med Phys.* 2025;52(7):e17981.