



**Universiteit
Leiden**
The Netherlands

Learning to look at LiDAR: combining CNN-based object detection and GIS for archaeological prospection in remotely-sensed data

Verschoof-van der Vaart, W.B.

Citation

Verschoof-van der Vaart, W. B. (2022, February 2). *Learning to look at LiDAR: combining CNN-based object detection and GIS for archaeological prospection in remotely-sensed data*. Retrieved from <https://hdl.handle.net/1887/3256824>

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/1887/3256824>

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

Samenvatting

De handmatige analyse van *remotely-sensed* data, d.w.z. informatie over het aardoppervlak verkregen door sensoren op de grond, in de lucht en in de ruimte, is een wijdverspreide methode in lokaal en regionaal archeologisch onderzoek, alsook in cultureel erfgoedbeheer. Echter, de hoeveelheid beschikbare, hoge kwaliteit data groeit voortdurend in een duizelingwekkend tempo, wat nieuwe uitdagingen creëert om deze gegevens effectief en efficiënt te analyseren en het schijnbaar overweldigende aantal potentiële archeologische objecten te vinden en te documenteren. Daarom zijn computationele methoden voor de automatische detectie van archeologische objecten nodig. In dit proefschrift wordt de ontwikkeling en toepassing van geautomatiseerde detectiemethoden, gebaseerd op *Deep Convolutional Neural Networks*, voor de detectie van meerdere typen archeologische objecten in LiDAR data onderzocht. Daarnaast wordt de implementatie van deze methoden in de archeologische praktijk en de mogelijkheden van zowel kwantitative als kwalitatieve kennis vergaring voor landschapsarcheologie onderzocht.

De inleiding, **Hoofdstuk 1**, geeft een overzicht van archeologische ruimtelijke analyse en *remote sensing*, het Big Data probleem en geautomatiseerde benaderingen voor grootschalige archeologische prospectie. Tenslotte wordt het concept *Deep (Regio-based) Convolutional Neural Networks* geïntroduceerd.

In **Hoofdstuk 2** wordt WODAN1.0, een workflow voor de detectie van meerdere types archeologisch objecten, gepresenteerd. De WODAN-workflow bestaat uit drie delen: 1) een *preprocessing* stap die LiDAR-data omzet in het vereiste formaat; 2) een object detectie stap bestaande uit een aangepaste *Faster R-CNN* architectuur; en 3) een *post-processing* stap die de resultaten omzet in geospatiale informatie. De initiële experimenten laten zien dat WODAN1.0 grafheuvels en raatakkers (Celtic fields) kan detecteren en categoriseren in LiDAR-data van de Veluwe regio in Nederland.

In het volgende **Hoofdstuk (3)** wordt de WODAN-workflow verder verbeterd door het aantal gedetecteerde archeologische typen uit te breiden en door verschillende aanpassingen aan de architectuur en training van *Faster R-CNN* toe te passen, wat resulteert in de WODAN2.0-workflow. Een extra *post-processing* stap (*Location-Based Ranking*) is ontwikkeld en toegepast om foute detecties (*False Positives*) veroorzaakt door specifieke landschaps zones in het onderzoeksgebied te verminderen, gebaseerd op specifieke archeologische kennis. De bruikbaarheid van WODAN2.0 is onder-

zocht door deze toe te passen op een test dataset, die de werkelijke situatie van schaarse archeologische objecten in verschillende soorten complex terrein beter weergeeft. Experimenten tonen aan dat WODAN2.0 in staat is om grafheuvels, raatakkers (Celtic fields) en houtskoolmeilers te detecteren en beter presteert dan zijn voorganger WODAN1.0. De workflow bereikt of overtreft echter niet het niveau van mensen, wanneer de resultaten worden vergeleken met de uitkomst van een burgerwetenschappelijk project dat in hetzelfde onderzoeksgebied is uitgevoerd. Nadien zijn aanvullende aanpassingen aan de workflow aangebracht om specifieke problemen aan te pakken, wat heeft geresulteerd in de WODAN2.5-workflow (**Hoofdstuk 3.8**).

In **Hoofdstuk 4** wordt de bruikbaarheid binnen de archeologische praktijk en de *transferability* van WODAN2.5 onderzocht door de workflow te gebruiken om grafheuvels en raatakkers (Celtic fields) op te sporen in de Midden Limburg regio, welke in archeologie, landschap en landgebruik verschilt van de Veluwe regio, waar WODAN is ontwikkeld. Er wordt aangetoond dat WODAN in staat is om (voorheen onbekende) archeologische objecten te detecteren, informatie te verschaffen over de structurering van het landschap in het verleden en *biases* aan het licht kan brengen in het huidige archeologische bestel.

In het tweede deel van dit proefschrift wordt CarcassonNet gepresenteerd, een methode voor het automatisch detecteren en in kaart brengen van holle wegen, d.w.z. complexere, grootschalige landschapspatronen (**Hoofdstuk 5**). De output van CarcassonNet bestaat uit zowel geospatiale polygonen als lijnen, om zowel de wegen zelf als het resulterende wegennetwerk efficiënt te bestuderen. Experimenten tonen aan dat CarcassonNet in staat is om effectief holle wegen te detecteren in LiDAR data van de Veluwe. In het volgende **Hoofdstuk (6)** wordt de *transferability* van CarcassonNet, getraind op LiDAR-data uit Nederland, onderzocht door de workflow te testen op data uit Duitsland en Slovenië. De resultaten tonen aan dat CarcassonNet in staat is holle wegen in deze regio's te detecteren, hoewel de kwaliteit van de LiDAR data van invloed is op de prestaties.

In het **laatste hoofdstuk (7)** worden de mogelijkheden en uitdagingen van archeologische geautomatiseerde detectie in *remotely-sensed* data en de geboekte vooruitgang in dit onderzoek besproken. Vervolgens wordt de manier van evalueren en de *transferability* van de ontwikkelde methode geëvalueerd. Er wordt beargumenteerd dat de integratie van geautomatiseerde detectie in de archeologische praktijk afhankelijk is van de rol van deze methoden in het bredere onderzoekskader. Dit proefschrift stelt derhalve Mens-Computer strategieën voor, waarin geautomatiseerde detectie voorafgaat aan of wordt gebruikt in combinatie met handmatige analyse, om archeologische aandachtsgebieden te markeren die (veld)verificatie vereisen. Deze strategieën, met verschillende niveaus van menselijke betrokkenheid afhankelijk van de taak, lossen veel van de huidige problemen van archeologische geautomatiseerde detectiemethoden op, terwijl ook de *biases* in zowel handmatige analyse als geautomatiseerde detectie aan het licht worden gebracht.