

# **‘Nederland van boven’: het gebruik van satelliet beelden voor toerisme en recreatie**

dr. Jasper Heslinga, Ben Wielenga, MSc, dr. Stefan Hartman

NHL Stenden University, European Tourism Futures Institute

Centre of Expertise Leisure, Tourism and Hospitality (CELTH)

E-mail: [jasper.heslinga@nhlstenden.com](mailto:jasper.heslinga@nhlstenden.com), [ben.wielenga@nhlstenden.com](mailto:ben.wielenga@nhlstenden.com),  
[stefan.hartman@nhlstenden.com](mailto:stefan.hartman@nhlstenden.com)

## **Introductie**

Er is een grote vraag naar locatie specifieke data over bezoekers. Inzichten in aantallen, spreiding in tijd en ruimte- en druktebeelden zijn gewenst voor bedrijven, organisaties en overheden om hun strategieën op af te stemmen. Satellietbeelden zijn reeds beschikbaar, maar toepassingen op de toeristisch-recreatieve sector zijn echter nog altijd beperkt. Dit artikel brengt daar verandering in. In dit artikel wordt verkend wat voor de toeristisch-recreatieve sector de mogelijkheden en onmogelijkheden zijn, en wat de onderzoekstechnische, methodologische uitdagingen zijn bij het gebruiken van *open source* satellietdata voor het bepalen van druktebeelden. Dit artikel geeft een overzicht van het potentiële gebruik van satellietbeelden voor het begrijpen van toerisme en recreatie.

## **De potentie van satellietdata**

Satellietbeelden zijn reeds beschikbaar, nemen toe in frequentie en kwaliteit, maar de toepassing ervan is tot nu toe beperkt en afhankelijk van de beschikbaarheid; deels is data openbaar ('open source') en deels tegen betaling. De resolutie van de beelden verschilt echter: de gratis versies kennen een minder goede resolutie en de beelden zijn minder frequent beschikbaar. Tegen betaling kan de resolutie echter sterk vergroot worden en zijn de beelden frequenter beschikbaar. Hoe beter de resolutie en hoe hoger de frequentie, hoe meer potentiële toepassingsmogelijkheden, maar ook des te hoger de kosten. De potentie zit in de beschikbaarheid van tijdreeksen wat longitudinale analyses mogelijk maakt die tot aardig ver in het verleden terug kunnen gaan. Bovendien gaat het om beelden (en dus data) die de feitelijke situatie weergeven en niet gebruikersafhankelijk zijn of anderszins door belangen beïnvloedbaar zijn. Om beelden op grote schaal en geautomatiseerd te kunnen analyseren zijn de inzet van de juiste algoritmes en deep learning methodieken cruciaal.

## **Pionieren met satellietbeelden**

Er wordt al wel gepioneerd met het toepassen van satellietdata voor verschillende (onderzoeks)doeleinden. Een voorbeeld is het vijfjaar-durende onderzoek naar het Nederlandse Waterbeheer door de faculteiten ITC en CTW van de Universiteit Twente. Satellietdata wordt toegepast om de draagkracht voor landbouwvoertuigen en vochtbeschikbaarheid voor planten te

meten (Universiteit Twente, 2015). Een ander voorbeeld is het door de Europese Commissie bekostigde GlaSS project. Satellietdata is gebruikt om de kwaliteit van meren te monitoren, waarbij de kwaliteit van het water vanuit de ruimte is bepaald (European Commission, 2016). En al in 2012 heeft TNO onderzoek uitgevoerd genaamd *De stedelijke hitte-eilanden van Nederland in kaart gebracht met satellietbeelden*. Satellietbeelden zijn gebruikt om de oppervlaktetemperatuur van verschillende Nederlandse steden in kaart te brengen (TNO, 2012).

## Werkwijze

Voor deze verkenning is gebruik gemaakt van verschillende manieren van data verzamelen: 1) een literatuurstudie, 2) een machine learning experiment met satellietbeelden en 3) een discussie met dataexperts.

De literatuurstudie heeft een overzicht opgeleverd van de huidige staat van het gebruik van satellietbeelden en het eventuele gebruik in de toeristisch-recreatieve sector. Het experiment is uitgevoerd door het lectoraat van Computer Vision & Data Science van NHL Stenden Hogeschool dat ervaring en expertise heeft met allerlei machine learning toepassingen. Deze technische kennis is gecombineerd met de kennis van het European Tourism Futures Institute (ETFI), Academie Leisure & Tourism van NHL Stenden Hogeschool. Het experiment betrof het uitvoeren van automatische tellingen van voertuigen op satellietbeelden op basis van geannoteerde voertuigen. Dat wil zeggen: het handmatig omlijnen en selecteren van voertuigen met verschillende afmetingen en kleuren. Bovendien is niet iedere parkeerstand dezelfde en worden geparkeerde voertuigen soms (gedeeltelijk) aan het zicht onttrokken door bomen en bemoeilijken schaduw en/of diverse kleurondergronden (bijvoorbeeld asfalt) het uitvoeren van automatische tellingen. Op deze manier leert het systeem diverse handmatige toepassingen te herkennen en op te slaan die als basis dienen voor het uitvoeren van automatische tellingen. Hierdoor kunnen in theorie bezettingsgraden van parkeerplaatsen – als een indicator voor drukte – in Nederland worden bepaald. Dit is een eerste verkenning van wat in het toeristisch-recreatieve domein technisch mogelijk is. De conclusies en aanbevelingen uit dit artikel zijn het startpunt voor de discussie met dataexperts die in juli 2020 plaats gaat vinden. De resultaten daarvan zullen later in dit artikel toegevoegd worden.

## Methode

De eerste stap in het proces betrof het handmatig verzamelen van afbeeldingen via Google Maps (hier zijn schermafbeeldingen van gemaakt) en het verkrijgen van afbeeldingen uit de DOTA-dataset (een grootschalige dataset die een variëteit aan objecten op luchtfoto's laat zien die reeds geannoteerd zijn). Aan de hand van de verschillende afbeeldingen die de gehele<sup>1</sup> of gedeeltelijke<sup>2</sup> bezetting van parkeerplaatsen lieten zien, zijn, waar nodig, nog handmatig voertuigen geannoteerd. Vervolgens is er met behulp van drie methodes (Mask-RCNN, DRBox en SCRDet-R2CNN) een experiment uitgevoerd om te bepalen welke methode het best toepasbaar bleek voor het doel van het onderzoek. Op termijn kan het zo zijn dat door de vele en verschillende handmatige annotaties die zijn uitgevoerd en in het systeem ingevoerd zijn, het systeem zoveel heeft geleerd dat annoteren in de toekomst niet meer

---

<sup>1</sup> In het geval van kleine(re) parkeerplaatsen waarbij de gehele parkeerplaats in een beeld was te vatten door niet of minder in te zoomen. Door niet of minder in te zoomen behield de resolutie van de afbeeldingen en de voertuigen een goede kwaliteit en kon het systeem de objecten beter herkennen.

<sup>2</sup> In het geval van grote(re) parkeerplaatsen waarbij de gehele parkeerplaats niet in een beeld was te vatten door niet veelvuldig uit te zoomen. Door het veelvuldige uitzoomen werd wel de gehele parkeerplaats zichtbaar, maar verminderde de zichtbaarheid (resolutie) van de voertuigen, wat beperkingen had voor de experimenten.

hoeft en er met behulp van algoritmes automatische analyses op satellietdata uitgevoerd kunnen worden.

## Resultaten

In deze sectie wordt per toegepaste methode bekeken welke resultaten er zijn behaald.

### SCRDet-R2CNN

Voor de test met deze methode werden in totaal 14.000 afbeeldingen afkomstig uit een bewerkte DOTA-dataset gebruikt om het systeem te leren verschillende geannoteerde vormen van voertuigen in de afbeeldingen te herkennen en om op basis daarvan systematische tellingen te kunnen uitvoeren. Met deze methode werd de hoogste F1-score (87,89%) op de visueel zichtbaardere voertuigen (gebruikmakend van geroteerde selectiekaders, figuur 1) behaald. Dit wil zeggen dat het uitgevoerde experiment op duidelijkere voertuigen weinig inconsistenties liet zien en waardoor bijna perfecte automatische tellingen behaald werden. Een roterend selectiekader houdt in dat het geleerde algoritme het object van belang selecteert middels een gesloten selectiekader, waarbij de minste verstoring wordt meegenomen in het selectiekader (zoals bijvoorbeeld een deel van een parkeerplaats, schaduw, bomen, etc.). Dat kan namelijk moeilijkheden geven in het leren van het systeem op voertuigvormen, waardoor onjuiste tellingen ontstaan.

Op afbeeldingen waarop de voertuigen kleiner waren afgebeeld (tevens gebruikmakend van geroteerde selectiekaders, figuur 2) betrof de F1-score nog steeds 77,99%, wat betekent dat op foto's met kleinere voertuigen nog steeds weinig inconsistenties te zien zijn, maar deze wel iets zijn toegenomen ten opzichte van figuur 1. Hier en daar is een voertuig in de automatische telling weggelaten door bijvoorbeeld de aanwezigheid van schaduw of andere verstoring. Er doemen echter wel veel meer inconsistenties op in het geval er afbeeldingen gebruikt worden die een lagere resolutie bevatten (zie figuur 3). Door deze resolutie vallen de voertuigen in de figuur kleiner uit waardoor het voor de gebruikte methode moeilijker is om deze te detecteren. Bovendien worden andere objecten lijkend op voertuigen in de test meegenomen. Om dit op te lossen kan de DOTA-dataset uitgebreid worden met afbeeldingen en annotaties in lage(re) resolutie, waardoor het systeem op termijn ook deze kleine(re) objecten beter kan leren detecteren. Figuur 4 laat een test zien met een horizontale representatie van de voertuigen. Hierop is te zien dat de horizontale selectiekaders veel verstoring geven: Naast dat de voertuigen overlappend worden geselecteerd, wordt ook veel andere ruimte naast de voertuigen meegenomen.



Fig. 1. SCRDet-R<sup>2</sup>CNN geroteerde representatie grotere voertuigen

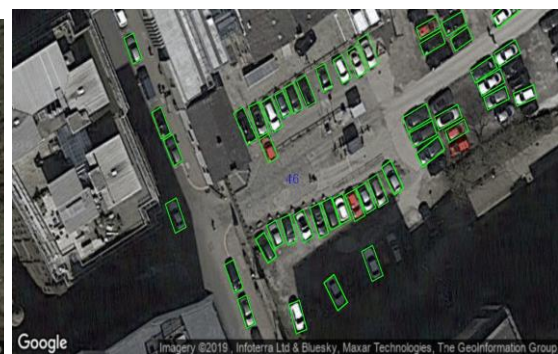


Fig. 2. SCRDet-R<sup>2</sup>CNN geroteerde representatie kleinere voertuigen



Fig. 3. SCRDet-R<sup>2</sup>CNN Inconsistente representatie door resolutie



Fig. 4. SCRDet-R<sup>2</sup>CNN horizontale representatie kleinere voertuigen

### MASK-RCNN

Voor de test met MASK-RCNN zijn 450 afbeeldingen van Google Maps gebruikt. De resultaten die behaald werden met dit programma waren accuraat, maar minder precies in vergelijking met SCRDet-R<sup>2</sup>CNN. Dat is vooral terug te zien in het feit dat andere objecten dan voertuigen in het experiment zijn meegenomen, of dat in sommige gevallen niet alle voertuigen in de automatische telling zijn meegenomen (figuur 5 en 6). Bovendien is er meer verstoring te zien: De selectiekaders bakenen de voertuigen in het geheel af, maar er wordt ook meer ruimte in de nabijheid van de voertuigen meegenomen (zoals een deel van de straat) en worden er voertuigen overlappend geteld. Dit zorgt voor potentiële moeilijkheden in het leren van het systeem. De behaalde F1-score in deze test betrof 67,59%.



Fig. 5. MASK-RCNN inconsistente representatie



Fig. 6. MASK-RCNN inconsistente representatie

### DRBox

Voor de test met DRBox zijn 14.000 afbeeldingen afkomstig van de DOTA-dataset gebruikt. Hoewel dit programma roterende selectiekaders produceerde, is de detectie zeer inaccuraat gebleken. In het merendeel van de gevallen zijn de selectiekaders misplaatst (zie figuur 7).

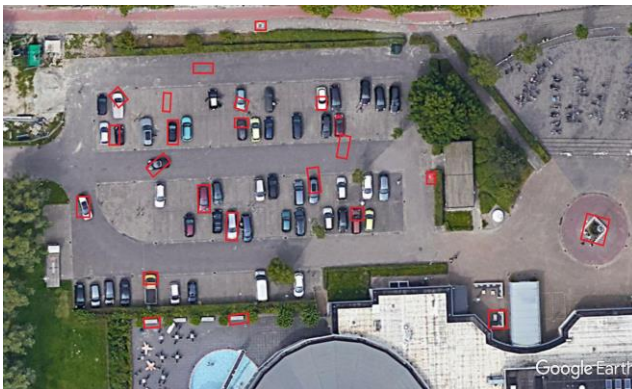


Fig. 7. DRBOX inconsistente representatie

## Conclusies en aanbevelingen

Op basis van het experiment leidraad voor toeristische bestemmingen die zelf aan de slag willen met satellietdata. Op basis van het onderzoek kunnen de volgende conclusies worden getrokken en aanbevelingen worden gedaan:

1. Door de methode SCRDet-R2CNN en roterende selectiekaders toe te passen kunnen de meest accurate resultaten worden behaald op zowel voertuigen die goed zichtbaar zijn op de afbeeldingen als voertuigen die iets minder goed zichtbaar zijn op de afbeeldingen;
2. In het geval van grote(re) parkeerplaatsen waarbij de gehele parkeerplaats niet in een beeld was te vatten door niet veelvuldig uit te zoomen, werd wel de gehele parkeerplaats zichtbaar, maar verminderde de zichtbaarheid (resolutie) van de voertuigen, wat beperkingen had voor de experimenten. Inzoomen tot op een bepaalde hoogte op delen van het parkeerterrein had daarentegen wel effect, maar is niet wenselijk op het moment dat het doel van het experiment is om te weten te komen hoeveel de totale bezetting van een parkeerterrein bedraagt. Om dit gegeven op te lossen kan de DOTA-dataset uitgebreid worden met afbeeldingen in lage(re) resolutie, waardoor het systeem op termijn ook deze kleine(re) objecten beter kan leren detecteren;
3. MASK-RCNN is tevens een veelbelovende methode gebleken, waar met een grotere dataset wellicht vergelijkbare resultaten gehaald kunnen worden als met SRCDet-R2CNN;
4. Verstoringen (zoals bijvoorbeeld donker asfalt, schaduw of bomen) zorgen ervoor dat automatische tellingen op voertuigen inconsistenties bevat. Trainen van het systeem met afbeeldingen die deze karakteristieken bevatten kunnen er wellicht toe leiden dat ook objecten die verstoord worden meegenomen worden en er daardoor accuratere automatische tellingen ontstaan.
5. In potentie zou SCRDet-R2CNN ook op andere datasets kunnen werken bijvoorbeeld de bezetting van jachthavens of vaarwegen. Een aanbeveling is om de techniek verder door te ontwikkelen, te verkennen hoe de techniek op te schalen is voor andere regio's en de scope aan mogelijke toepassingen uit te diepen.

## Gebruikte bronnen

European Commission. (2016). *Using satellite data to monitor the quality of inland lakes*.

Geraadpleegd op 03-09-2019 via

[https://ec.europa.eu/research/infocentre/article\\_en.cfm?id=/research/headlines/news/article\\_16\\_11\\_29\\_en.html?infocentre&item=Infocentre&artid=42256&keepThis=true&TB\\_iframe=true&height=650&width=850&caption=Science%2C+business+and+society](https://ec.europa.eu/research/infocentre/article_en.cfm?id=/research/headlines/news/article_16_11_29_en.html?infocentre&item=Infocentre&artid=42256&keepThis=true&TB_iframe=true&height=650&width=850&caption=Science%2C+business+and+society).

TNO. (2012). *De stedelijke hitte-eilanden van Nederland in kaart gebracht met satellietbeelden*.

TNO-060-UT-2012-01117. Utrecht: TNO.

Universiteit Twente. (2015). *UT-onderzoek naar gebruik van satellietdata voor Nederlands*

*waterbeheer*. Geraadpleegd op 03-09-2019 via <https://www.utwente.nl/nieuws>. Enschede: Universiteit Twente.

\*\*\* Dankbetuiging\*\*\*

*Het onderzoek maakt deel uit van het Data & Development Lab (DDL) waarbij het Centre of Expertise Leisure, Tourism and Hospitality (CELTH), CBS en NBTC zich gezamenlijke richten op de ontwikkeling van data en inzichten. Binnen het DDL maken partijen gebruik van zowel bestaande als nieuwe databronnen en technieken. Projecten hebben een experimenteel karakter en worden steeds opgezet rondom een actueel thema. Binnen de DDL projecten werken de drie partijen nauw met elkaar samen. Waarbij de kracht van elke partij benut wordt. Juist door kennis vanuit het onderwijs (CELTH), de markt (NBTC) en de beschikbare data (CBS) te bundelen, krijgen projecten meer diepgang zonder de praktische toepasbaarheid uit het oog te verliezen.*