

## ONDERZOEKSVOORSTEL

# Een vergelijking tussen klassieke methodes en Deep Learning voor het segmenteren van hyperspectrale beelden van aardappelen

Bachelorproef, 2022-2023

Toon De Witte

E-mail: [toon.dewitte@student.hogent.be](mailto:toon.dewitte@student.hogent.be)

Co-promotor: W. Vierbergen (ILVO, [wout.vierbergen@ilvo.vlaanderen.be](mailto:wout.vierbergen@ilvo.vlaanderen.be))

## Samenvatting

Ter voorbereiding op een onderzoek naar het verband tussen hyperspectrale beelden van aardappelen en stootblauw moet een volledige dataset van aardappelen individueel gelabeld en gesegmenteerd worden. Deze segmentatie handmatig doen vergt tijd en schaal evenredig mee met het aantal gemaakte beelden. Dit onderzoek vergelijkt verschillende methodes om aan segmentatie te doen. Deze methodes worden onderling en met de manueel gesegmenteerde dataset vergeleken en beoordeeld op hun accuraatheid en snelheid. Bij elke methode kan gebruikgemaakt worden van de volledige hyperspectrale dataset. De methodes worden verdeeld in twee categorieën. Een categorie die gebruikmaakt van Artificial Neural Networks en een categorie die enkel op basis van de hyperspectrale data operaties zal toepassen. De verwachtingen zijn dat thresholding de snelste methode zal zijn maar dat de Neural Networks het accuraatst zal zijn. Indien de segmentatie succesvol verloopt kunnen de methodes gebruikt in dit onderzoek ook gebruikt worden om andere objecten te segmenteren aan de hand van hyperspectrale beelden.

**Keuzerichting:** AI & Data Engineering

**Sleutelwoorden:** Deep Learning, Image Segmentation, Neural Networks

## Inhoudsopgave

1	Introductie . . . . .	1
2	State-of-the-art . . . . .	1
3	Methodologie . . . . .	2
4	Verwacht resultaat, conclusie . . . . .	2
	Referenties . . . . .	2

## 1. Introductie

Het ILVO wil onderzoek doen naar het verband tussen hyperspectrale beelden van aardappelen en stootblauw. Om geautomatiseerde analyse te doen op de beelden moet de meetopstelling uit de beelden gemaskeerd worden om enkel de hyperspectrale data van de aardappelen over te houden. Dit maskeren gebeurt tot nu toe manueel. Uit de hyperspectrale data worden 3 golflengtes geselecteerd om een RGB-foto te genereren. Deze RGB-foto's worden vervolgens gesegmenteerd, wat betekent dat enkel de nuttige pixels (die van de aardappel) aangeduid worden. Nu de locaties van de nuttige pixels gekend zijn kan op het volledige hyperspectrale beeld een filter toegepast worden. Deze filter maskeert de rest van de meetopstelling door 100% van de pixel-data 'door te laten' van de nuttige pixels en 0% van de nutteloze pixels. Deze filter fungeert als masker voor de hyperspectrale afbeelding. Per aardappel dient zo'n masker gemaakt te worden. Dit on-

derzoek tracht aan te tonen dat het proces van manueel segmenteren en dus ook het maken van de maskers geautomatiseerd kan worden. Alsook welke automatiseringsmethode de beste resultaten geeft.

## 2. State-of-the-art

Deep Learning (DL), Machine Learning (ML) en Artificiële Intelligentie (AI) zijn voorbij de decennia enorm vooruitgegaan. Taken waar jaren geleden nog supercomputers voor nodig waren, kunnen nu uitgevoerd worden op een gemiddelde computer. Deze groei in rekenkracht zorgt ervoor dat deze drie technologieën kunnen ingezet worden om de massa aan data die vandaag de dag wordt verzameld te verwerken. Zo is een ANN getraind om betere voorspellingen te maken over de energiedensiteit van biomassa (Veza e.a., 2022). Hyperspectrale beeldvorming geeft ons de mogelijkheid om een continuüm aan golflengtes waar te nemen. Voor exploratief onderzoek is dit ideaal, uit de resultaten kan vaak afgeleid worden welke golflengtes de meeste informatie bevatten. In reële toepassingen kan men dan specifiek waarnemingen doen op relevante golflengtes. Zo kon een onderzoek van het ILVO aantonen dat voor het pathogeen *A.solani* het best waarneembaar is op golflengtes van 750 nm, 550 nm en 680 nm (Vijver e.a., 2020). Domeinen waar potentieel is

voor verzameling van een grote hoeveelheid nuttige data zijn goede kandidaten voor analyse van die data door een Artificial Neural Network (ANN). Hyperspectrale sensoren bieden de mogelijkheid om grote hoeveelheden data te verzamelen. De combinatie van deze twee technologieën lijkt bijgevolg een goede combinatie. In een onderzoek naar het pathogeen *P.infestans* konden de verschillende stadia van infectie waargenomen en gemonitord worden met een ANN en hyperspectrale beelden (Wang e.a., 2008).

### 3. Methodologie

Onderstaande stappen worden allemaal uitgevoerd in Python. Python heeft een groot aanbod aan packages, libraries en frameworks die het gemakkelijker maken om een ANN te trainen. De grote community rond ANN's in python is grotendeels te danken aan de toegankelijkheid van de taal en dit zorgt voor heel grondige documentatie en begeleiding.

Gegeven is een dataset van 5 aardappelrasen gescand door twee verschillende hyperspectrale sensoren op twee verschillende dagen. De hyperspectrale sensoren nemen golflengtes van 400nm tot 1700nm waar. Deze data wordt manueel gesegmenteerd en gelabeld.

Dit onderzoek zal twee categorieën van segmentatiemethoden vergelijken met elkaar en de referentie dataset van manueel gesegmenteerde aardappelen. Deze eerste categorie bestaat uit klassieke methodes om aan segmentatie te doen. De tweede categorie vergelijkt verschillende Deep Learning modellen met elkaar.

#### Categorie 1:

De simpelste techniek voor segmentatie van afbeeldingen is thresholding. Deze techniek tracht objecten van zijn achtergrond te onderscheiden door de assumptie te maken dat vanaf een bepaalde waarde wordt overschreden de pixels deel uit maakt van een bepaald object.

#### Categorie 2:

Een ANN maakt keuzes op basis van inputs. Deze inputs worden vermenigvuldigd door een bepaalde weight. Vereenvoudigd vermenigvuldigt het algoritme elke input met zijn respectievelijk gewicht en maakt een sommatie van alle input-gewicht paren. Deze Som wordt in een non-lineaire functie gestoken die een relevant eindresultaat geeft. De weights bepalen de relevantie van de inputs en zijn verantwoordelijk voor de accurateheid van het model.

Foute voorspellingen van het model zien we als een verlies of loss. De loss van het model is een functie van de weights. Het minima van deze loss-functie is het optimale scenario voor het model. Waar het model het accuraatst is. Dit is een complex gegeven maar in essentie willen we de weights per trainingscyclus (of epoch) van het

model zo aanpassen dat we on naar dit minima bewegen. Deze aanpassing van de weights om een minimale foutmarge te verkrijgen is wat concreet gebeurt tijdens het trainen van het model.

De dataset zal opgesplitst worden in drie subsets: train-, validation- en testdataset. De traindataset zal gebruikt worden in het finetunen van de modellen. De validationdata zorgt voor een absolute bron van waarheid tijdens het trainen. Tot slot hebben we de testdataset die we gebruiken om een volledig unbiased evaluatie uit te voeren op de finale waarden van het getrainde model.

Segmentatie heeft verschillende varianten de meest voorkomende zijn semantische- en instance-segmentatie. Semantische segmentatie zal elke pixel in het beeld benoemen en een betrouwbaarheidsscore geven aan deze benoeming. Instance segmentatie zal proberen een object te herkennen en enkel de pixels die volgens het algoritme bij dat object horen benoemen. Dit zorgt er ook voor dat elk object ook individueel zal worden benoemd. Bij een reeks aardappelen kan zo onderscheid gemaakt worden tussen elke individuele aardappel of instance van een aardappel.

Dit onderdeel van het onderzoek maakt gebruik van enkele verschillende modellen: - detr-resnet-50-panoptic - official YOLOv7

*detr-resnet-50-panoptic*: een panoptisch Segmentatiemodel dat gebruikmaakt van End-to-End Object Detection (Carion e.a., 2020). Concreet betekent dit dat het model een combinatie van semantische en instance segmentatie kan uitvoeren.

*Official YOLOv7*: een voorgetraind model origineel gemaakt voor het detecteren van objecten in real time. Dit model kan ook getraind worden op instance segmentatie.

### 4. Verwacht resultaat, conclusie

Thresholding zal de snelste manier zijn om aan automatische segmentatie te doen maar zal minder accuraat zijn dan de Deep Learning modellen. De modellen zullen eens getraind snel een accurate segmentatie uitvoeren. De methodes gebruikt in dit onderzoek zouden op een gelijkaardige manier kunnen toegepast worden om andere objecten te segmenteren.

### Referenties

Carion, N., Massa, F., Synnaeve, G., Usunier, N., Kirillov, A., & Zagoruyko, S. (2020). End-to-End Object Detection with Transformers. In *Computer Vision – ECCV 2020* (pp. 213–229). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-58452-8\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58452-8_13)

- Veza, I., Irianto, Panchal, H., Paristiawan, P. A., Idris, M., Fattah, I. R., Putra, N. R., & Silambarasan, R. (2022). Improved prediction accuracy of biomass heating value using proximate analysis with various ANN training algorithms. *Results in Engineering*, 16, 100688. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2022.100688>
- Vijver, R. V. D., Mertens, K., Heungens, K., Somers, B., Nuyttens, D., Borra-Serrano, I., Lootens, P., Roldán-Ruiz, I., Vangeyte, J., & Saeys, W. (2020). In-field detection of *Alternaria solani* in potato crops using hyperspectral imaging. *Computers and Electronics in Agriculture*, 168, 105106. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105106>
- Wang, X., Zhang, M., Zhu, J., & Geng, S. (2008). Spectral prediction of *Phytophthora infestans* infection on tomatoes using artificial neural network (ANN). *International Journal of Remote Sensing*, 29(6), 1693–1706. <https://doi.org/10.1080/01431160701281007>