

Ontwikkeling van classificatie-index voor het landgebruik op open source Sentinel-satellietbeelden in Vlaanderen

Gilles Ghyselinck & Joachim Vercruysse

Studenten nummers: 01304278 & 01711327

Promotor: Prof. Dr. Ing. Greet Deruyter

Begeleider: PhD. Hanne Glas

Masterproef ingediend tot het behalen van de academische graad van
Master of Science in de Industriële Wetenschappen: Landmeten

Vakgroep Civiele Techniek

Voorzitter: Prof. Dr. Ing. Peter Troch

Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur

Academiejaar 2019-2020

Ontwikkeling van classificatie-index voor het landgebruik op open source Sentinel-satellietbeelden in Vlaanderen

Gilles Ghyselinck & Joachim Vercruysse

Studenten nummers: 01304278 & 01711327

Promotor: Prof. Dr. Ing. Greet Deruyter

Begeleider: PhD. Hanne Glas

Masterproef ingediend tot het behalen van de academische graad van
Master of Science in de Industriële Wetenschappen: Landmeten

Vakgroep Civiele Techniek

Voorzitter: Prof. Dr. Ing. Peter Troch

Faculteit Ingenieurswetenschappen en Architectuur

Academiejaar 2019-2020

Voorwoord

Deze masterproef wordt geschreven voor het behalen van de academische graad van Master of Science in de Industriële Wetenschappen: Landmeten. Het onderzoek is een hele evolutie geweest wat erg interessant en leerrijk was. Veel nieuwe kennis werd opgedaan op gebied van de gehele satelliet-classificatie en nieuwe inzichten in reeds gekende programma's werden verworven. Zo is door met ArcGIS te werken kennis opgedaan over de verwerking van satellietgegevens en automatische classificatie-methodes. Nieuwe technieken werden geleerd voor het programmeren met Python in ArcGIS.

Graag worden de promotor, Prof. Dr. Ing. Greet Deruyter, en begeleider PhD. Hanne Glas van de Universiteit Gent bedankt voor de goede begeleiding en ondersteuning.

Verder worden graag onze ouders bedankt voor het mogelijk maken van de studie, de motivatie en de steun. Tot slot worden ook Patricia Demeulemeester, Eliane Van Nin en Dagmar Lacroix bedankt voor het nalezen van de thesis en de ondersteuning.

Gilles Ghyselinck & Joachim Vercruysse

12 januari 2020

Toelating tot bruikleen

De auteurs geven de toelating deze masterproef voor consultatie beschikbaar te stellen en delen van de masterproef te kopiëren voor persoonlijk gebruik.

Elk ander gebruik valt onder de bepalingen van het auteursrecht, in het bijzonder met betrekking tot de verplichting de bron uitdrukkelijk te vermelden bij het aanhalen van resultaten uit deze masterproef.

The authors give permission to make this master dissertation available for consultation and to copy parts of this master dissertation for personal use.

In all cases of other use, the copyright terms have to be respected, in particular with regard to the obligation to state explicitly the source when quoting results from this master dissertation.

12 januari 2020

Abstract

In data-arme gebieden zijn open source satellietbeelden vaak de enige vorm van input data om landgebruik te karteren. In het verleden werden voor dit doel reeds een groot aantal classificatie-indexen opgesteld. De meeste van deze indexen werden ontwikkeld voor gebruik met de verschillende spectrale banden van Landsat-beelden. Recent biedt Sentinel echter ook gratis satellietbeelden aan met een betere resolutie. In deze thesis werd voor Sentinel-2A beelden een gedeeltelijk geautomatiseerde methode ontwikkeld voor de detectie en classificatie van “Water” en “Vegetatie”. Dit werd getest voor het studiegebied in Vlaanderen.

Bij *remote sensing* is het belangrijk goede informatie te hebben over de spectrale eigenschappen van verschillende oppervlaktekennmerken zoals water, vegetatie, braakliggende grond, stedelijke gebieden,... Door het verschil in reflecties bij verschillende golflengten kan een onderscheid gemaakt worden tussen deze kenmerken.

In deze studie werden verschillende voor Sentinel-2A gewijzigde indexen gecontroleerd op het onderscheidings- en detectievermogen van water, vegetatie en andere landgebruikstypes. De indexen die hiervoor gewijzigd en onderzocht werden, zijn de *Normalized Difference Water Index* (NDWI), de *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), de *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI), de *Modified Normalized Difference Water Index* (MNDWI), de *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI) en de *Adjusted Transformed Soil-Adjusted Vegetation Index* (ATSAVI). De wijziging van deze indexen werd uitgevoerd op basis van vooraf geselecteerde Sentinel-2A banden welke het meest geschikt zijn voor detectie van water en vegetatie. Per index werd iteratief gezocht naar de beste drempelwaarden die het beeld opsplitsen in drie landgebruiksklassen: “Water”, “Vegetatie” en “Andere”. De drempelwaarden werden bepaald door “Water”, “Vegetatie” en “Andere” oppervlaktes te vergelijken met luchtfoto's genomen door Sentinel-2A met een resolutie van 10 meter en data beschikbaar in het Grootchalig Referentiebestand (GRB). Vervolgens werd voor elke index gecontroleerd of een verschil gemaakt kon worden tussen de drie landgebruiksklassen en hoe groot het eventuele interval is tussen de minima van de ene klasse en de maxima van de andere.

Het onderzoek toont aan dat de nieuw ontwikkelde *Water Vegetation Composite Multi-Index* (WVCMI) een betere nauwkeurigheid bekomt door middel van *Support Vector Machine* (SVM) classificatie dan de reeds veel gebruikte index NDVI die ontwikkeld werd voor Landsat.

Trefwoorden: Water en Vegetatie detectie; Spectrale eigenschappen; Remote Sensing; Sentinel-2A; NDVI; NDWI; SAVI; ATSAVI; NDMI; MNDWI; GRB; Thresholding; WVCMI

Development of a land use classification index based on open source Sentinel satellite imagery in Flanders

Gilles Ghyselinck & Joachim Vercruyssen

Supervisors: Prof. dr. Ing. Greet Deruyter, PhD Hanne Glas

Abstract: In data-poor areas, open source satellite imagery is often the only form of input data. Many classification indices, such as for water and vegetation, have already been developed by researchers to determine land use. Most of these indices have been developed by using the bands of the Landsat satellites. Recently, however, Sentinel also offers free satellite images with a better resolution. In this thesis, a partially automated method for the detection and classification of water and vegetation in Flanders is developed for Sentinel-2A images. With remote sensing it's important to have good information about the spectral properties of different surface characteristics such as water, vegetation, bare soil, urban areas,... Due to the difference in reflections at different wavelengths, a distinction can be made between these characteristics.

In this study, several indices modified for Sentinel-2A are checked for the distinctiveness and detectability of water, vegetation and other land use types. The indices modified and examined for this purpose are the Normalized Difference Water Index (NDWI), the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), the Normalized Difference Moisture Index (NDMI), the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI), the Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) and the Adjusted Transformed Soil-Adjusted Vegetation Index (ATSAVI). The modification of these indices is performed by using pre-selected Sentinel-2A bands which are most suitable for the detection of water and vegetation. After the modification, every index is iteratively searched for the best threshold values that divide the image into three land use classes: water, vegetation and other. The threshold values are determined by comparing water, vegetation and other surfaces with aerial photographs taken by Sentinel-2A with a resolution of 10 meters and data available in the "Grootchalig Referentiebestand" (GRB). The GRB or Basic map Flanders is a geographic information system which serves as a topographical reference for Flanders, Belgium. Next each index is examined whether a distinction can be made between the three land use classes and how large the interval, if any, between the minima of one class and the maxima of another class is.

The research shows that the newly developed Water Vegetation Composite Multi Index (WVCMI) achieves a better accuracy through Support Vector Machine (SVM) classification than the already widely used NDVI developed for Landsat.

Keywords: Water and vegetation detection; Spectral characteristics; Remote Sensing; Sentinel-2A; NDVI; NDWI; SAVI; ATSAVI; NDMI; MNDWI; GRB; Thresholding; WVCMI.

I. INTRODUCTION

Worldwide, the population is continuously increasing. The more people there are on the planet, the more space is consumed and food is needed. Since it's unreasonable to deforest entire forests just for agriculture, space must be handled with care. If this is not taken into account, it will lead

to a reduction in the capacity of the earth's green lungs to produce oxygen and reduce the biodiversity. An additional important point is climate change which has become more noticeable over the last 50 years. This affects both vegetation and water and also increases the number of registered natural disasters. Since a natural disaster can be very devastating, the ability to monitor and predict it is crucial to limit damage.

However, in several areas there isn't enough geographical information available to do this properly. In data-poor areas, open source satellite imagery is often the only form of input data. To determine land use, monitoring and prediction, many classification indices already exist. Most of these indices have been developed by researchers based on the bands of Landsat satellites. Recently, Sentinel also offers open source satellite images with a better resolution than the Landsat images. Using these satellite images in combination with the geographical information system (GIS), the previous aspects can be optimized.

For satellite detection of surface water bodies, the water content of vegetation and the state of soil water and wetlands reflective spectral bands are used. Most of a plant's atmospheric exchanges happen through the leaves. Therefore, the amount of leaf area is related to many plant-atmosphere processes, such as photosynthesis, evaporation and transpiration, rainfall interception, and carbon flux. The quantity of that exchange is strongly correlated with the total amount of leaf area. The leaf area of plant canopies is usually measured or estimated in the form of leaf area index (LAI), which is defined in broadleaf forests as the one-sided total green leaf area per unit ground surface area (m^2/m^2). LAI is considered by the United Nations Framework Convention on Climate Change (UNFCCC) and the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) as an essential climate and biodiversity variable. In addition to measuring LAI, the sensors of the spectral bands can also be used to examine whether plants are healthy, sick or dead, whether there is drought in crops and whether or not the harvest is plentiful. (Meyer, Heurich, Beudert, Premier, & Pflugmacher, 2019)

Satellite detection is still an active field of research, partly due to the introduction of the relatively new Sentinel satellite which provides better resolution. Therefore, this research examines the genesis of the classification indices and compares Landsat and Sentinel images. Also an own index for vegetation and water is created based on Sentinel bands in Flanders. Finally, the index was implemented into an automatic tool, in order to optimize the usability.

Table 1: Used indices during the study

ID	Index name	Formula	Reference
A	NDVI_B8-B4	$\frac{B8 - B4}{B8 + B4}$	Rouse, et al., 1974
B	NDVI_B8A-B4	$\frac{B8A - B4}{B8A + B4}$	Zhang, et al., 2017
C	NDVI_B8-B5	$\frac{B8 - B5}{B8 + B5}$	Gitelson & Merzlyak, 1994
D	NDVI_B8A-B5	$\frac{B8A - B5}{B8A + B5}$	Gitelson & Merzlyak, 1994
E	NDWI_B3-B8	$\frac{B3 - B8}{B3 + B8}$	McFeeters, 1996
F	NDWI_B3-B8A	$\frac{B3 - B8A}{B3 + B8A}$	McFeeters, 1996
G	MNDWI_B3-B11	$\frac{B3 - B11}{B3 + B11}$	Xu, 2006
H	MNDWI_B3-B12	$\frac{B3 - B12}{B3 + B12}$	Xu, 2006
I	NDMI_B8-B11	$\frac{B8 - B11}{B8 + B11}$	Wilson, 2019
J	NDMI_B8A-B11	$\frac{B8A - B11}{B8A + B11}$	Wilson, 2019
K	ATSAVI_B8-B5	$\frac{1,22 * (B8 - (1,22 * B5) - 0,03)}{(1,22 * B8) + B5 - (1,22 * 0,03) + (0,08 * (1 + 1,22^2))}$	Baret & Guyot, 1991
L	ATSAVI_B8A-B5	$\frac{1,22 * (B8A - (1,22 * B5) - 0,03)}{(1,22 * B8A) + B5 - (1,22 * 0,03) + (0,08 * (1 + 1,22^2))}$	Baret & Guyot, 1991
M	ATSAVI_B9-B5	$\frac{1,22 * (B9 - (1,22 * B5) - 0,03)}{(1,22 * B9) + B5 - (1,22 * 0,03) + (0,08 * (1 + 1,22^2))}$	Baret & Guyot, 1991
N	SAVI_B8-B4	$\frac{(B8 - B4) * 1,428}{B8 + B4 + 0,428}$	Huete, 1988
O	SAVI_B8A-B4	$\frac{(B8A - B4) * 1,428}{B8A + B4 + 0,428}$	Huete, 1988

In order to determine which indices give better results for the study in the research area Flanders, a method was used in which the threshold values were determined manually. By means of random point-picking, different pixel values were recorded in excel.

A rule of thumb was used which states that $n*(n+1)$ values per class should be taken where "n" represents the number of classes, where more points provide a higher accuracy (Mukesh, 2016). A total of 31 values per class were taken. The results obtained are shown in Figure 1.

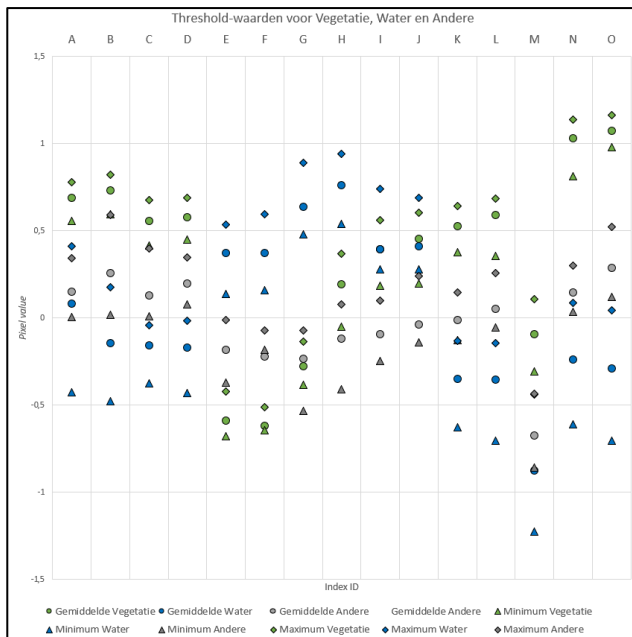


Figure 1: Threshold values for Vegetation, Water and Others for existing indices

Multi-indices "NDVI_B8A-B5 (D)", "NDWI_B3-B8A (F)", "ATSAVI_B8A-B5 (L)" and "SAVI_B8A-B4 (O)" were selected from Figure 1. These have the most difference between the established classes.

The next step was to create an own index that makes a good distinction between "Vegetation", "Water" and "Other". Since the accuracy of a composite multi-index was not yet known in the initial phase of creating an index, first several mathematical formulas were drawn up. These formulas are the same operations that exist for other indices, but instead of using bands, the selected indices were used. A total of 26 combinations were mathematically created. For all these combinations there were 4 multi-indices (tests 5, 15, 17 and 38) where a visual distinction was made between different areas. The other 22 give a bad result or even no result. Subsequently, the composite multi-indices were drawn up in which 8 combinations were made (tests 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 and 35). Per class 51 values were taken via random point picking in order to obtain a better reliability than the chosen rule of thumb (Mukesh, 2016). After the pixel values were converted into the table, the maximum, minimum and average values were calculated. Based on these values, the difference between all transitions was then taken, making the overlap areas visible. This is shown in Figure 2, Figure 3, Figure 4 and Figure 5. If Table 2, Table 3, Table 4 or Table 5 showed a negative value, this indicated an overlap area between the three classes. A positive value in the tables indicated a margin between the classes, which made the distinction better.

When using a multi-index (a combination in formula-form of different indices), there was only one parameter that is assumed, namely the pixel-value. For the CMI there were three parameters, namely the value in either the red, the blue or the green spectrum. This was also the reason for a better accuracy by means of a CMI. If there was an overlap in the red spectrum, this could still be distinguished by means of the two other parameters. As final assessment "Test 28" was the best index, which was composed of the multi-indices "NDVI_B8A-B5 (D)". SAVI_B8A-B4 (O)" and "NDWI_B3-B8A (F)" displayed on the red, green and blue band respectively.

The choice for this combination was linked to literature gathered throughout the master's thesis. The NDVI used tires 8A and 5. The research of Ettehadi (2019) revealed that the vegetation over these bands has a very good distribution. Built-up areas (which in the master's thesis leaned the most against the classes "Others") had a lesser, but still good spread. For water, there is little variation. The SAVI used tyres 8A and 4. A very large difference was noted between these vegetation bands. Built-up areas had a less, but still good dispersion. Water had more dispersion compared to the NDVI. In thresholding, the increase in the curve reduced the margin between the 'Other' and 'Water' classes. The NDWI used bands 3 and 8A. Here again, the vegetation had a very large spread and built-up areas also had a good spread. Water had the largest difference in spectral values compared to the

other two indices. Furthermore, the literature learned that water showed a good reflection over the blue (band 2) and green (band 3) spectrum (Gitelson, 1992; Lyzenga, 1978; Maritorena et al., 1994; Novo et al., 1989), which was confirmed in the Ettehadi study (2019). Vegetation had a low reflection in the visible range (bands 2, 3 and 4), but a small peak over the green spectrum. Vegetation absorbed more light in the blue and red spectrum than in the green spectrum (Jensen, 2009; Jones and Vaughan, 2010; Knipling, 1970). In the red spectrum (band 4) it became clear that built-up areas were better distinguished than water and vegetation. This meant that in the blue spectrum an index had to be placed that could distinguish well between water and the other classes, namely the NDWI_B3-B8A. In the green spectrum an index was placed that was able to make a good distinction between vegetation and the other classes. Here both NDVI_B8A-B5 and SAVI_B8A-B4 were good candidates. Because the red spectrum needed an index to distinguish it from the other classes and NDVI scored better at the threshold, NDVI_B8A-B5 was placed on the red spectrum and SAVI_B8A-B4 on the green spectrum. In Table 3, Table 4 and Table 5 each spectrum showed a good difference between the classes. Also, no overlap area was present. "Test 28" thus became the newly developed CMI. This CMI was called Water Vegetation Composite Multi-Index (WVCMI).

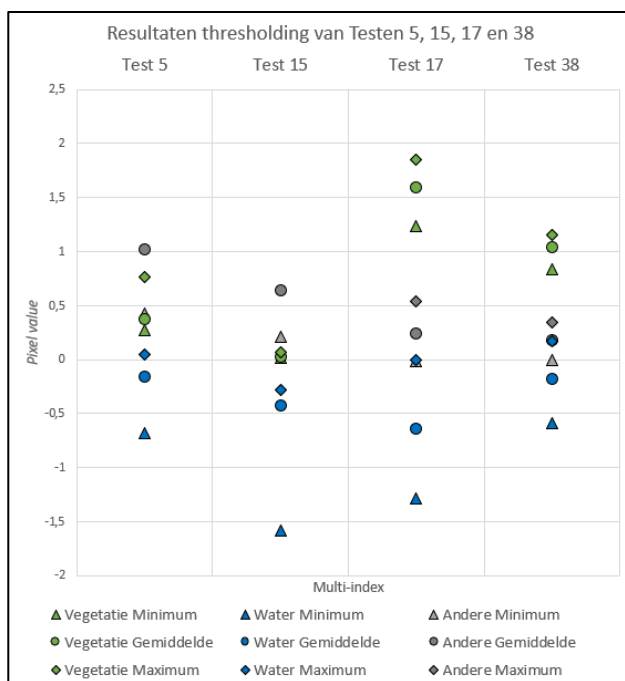


Figure 2: Results of thresholding of Tests 5, 15, 17 and 38

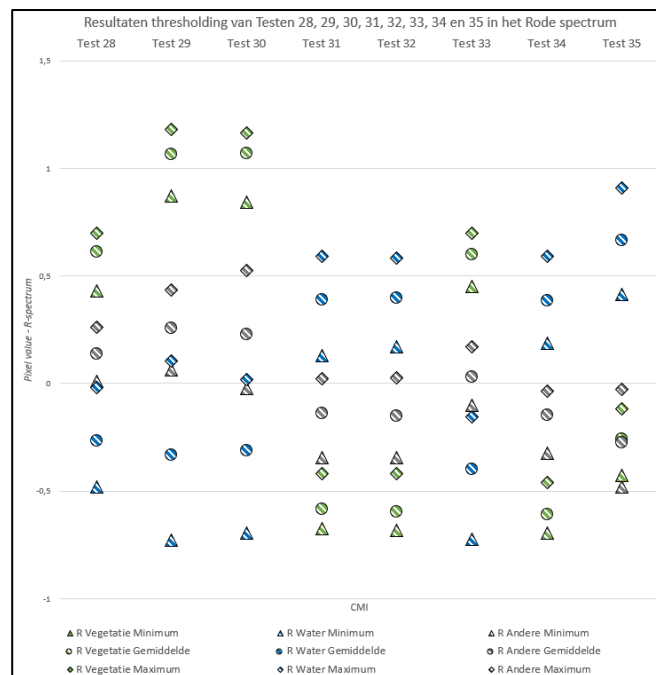


Figure 3: Thresholding results of Tests 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 and 35 in the Red Spectrum

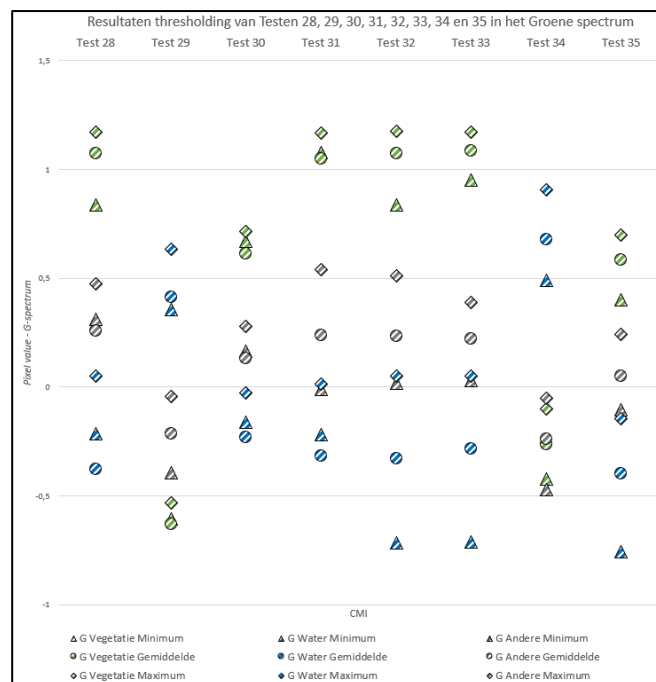


Figure 4: Thresholding results of Tests 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 and 35 in the Green Spectrum

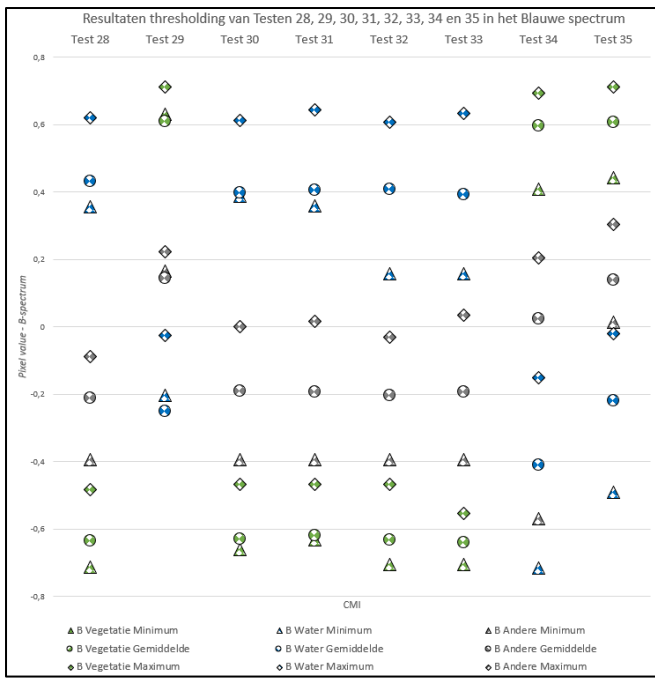


Figure 5: Thresholding results of Tests 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 and 35 in the Blue Spectrum

Table 2: Differences and areas of overlap between Vegetation, Water and Other classes for Testing 5, 15, 17 and 38

	Differences between classes			
	Other - Vegetation	Vegetation - Water	Vegetation - Other	Other - Water
Test 5	-0,3419	0,226572	/	/
Test 15	0,143447	0,290432	/	/
Test 17	/	/	0,694525	-0,011656
Test 38	/	/	0,489314	-0,175644

Table 3: Differences and areas of overlap between classes Vegetation, Water and Others for Tests 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 and 35 in the Red spectrum

	Differences between classes: R			
	Vegetation - Other	Other - Water	Water - Other	Other - Vegetation
Test 28	0,170084	0,029694	/	/
Test 29	0,435901	-0,041093	/	/
Test 30	0,317924	-0,044335	/	/
Test 31	/	/	0,105837	0,073386
Test 32	/	/	0,148099	0,073386
Test 33	0,282671	0,055531		
Test 34	/	/	0,222253	0,139133
Test 35	/	/	0,442805	-0,36066

Table 4: Differences and areas of overlap between classes Vegetation, Water and Others for Tests 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 and 35 in the Green spectrum

	Differences between classes: G			
	Vegetation - Other	Other - Water	Water - Other	Other - Vegetation
Test 28	0,361981	0,260109	/	/
Test 29	/	/	0,398373	0,135622
Test 30	0,388749	0,193972	/	/
Test 31	0,537784	-0,025691	/	/
Test 32	0,325034	-0,034696	/	/
Test 33	0,562533	-0,022505	/	/
Test 34	/	/	0,54511	-0,370321
Test 35	0,159496	0,039835	/	/

Table 5: Differences and areas of overlap between classes Vegetation, Water and Others for Tests 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 and 35 in the Blue spectrum

	Differences between classes: B			
	Vegetation - Other	Other - Water	Water - Other	Other - Vegetation
Test 28	/	/	0,443643	0,087432
Test 29	0,408253	0,190261	/	/
Test 30	/	/	0,387472	0,071812
Test 31	/	/	0,342011	0,072697
Test 32	/	/	0,189571	0,072697
Test 33	/	/	0,123672	0,158681
Test 34	0,204783	-0,417788	/	/
Test 35	0,139182	0,032306	/	/

D. Classification & Accuracy Assessment

The classification and Accuracy assessment (AA) was very important to see how well the index worked and to what extent it was reliable. To distinguish water, vegetation and others from the WVCMI, a Support Vector Machine (SVM) was used within the GIS program ArcGIS. Before the SVM could be used, the WVCMI was created for the whole of Flanders, after which various areas were designated and classified manually via the Training Sample Manager tool (TSM). The areas were indicated by polygons, which were checked by use of GRB-data and the aerial photographs taken on the same day and based on the obtained WVCMI itself. The total number of polygons contained 1,490,402 pixels divided equally between the land use classes "Water", "Vegetation" and "Other". After selection of the areas, the Train Support Vector Machine Classifier (TSVMC) was executed. In this training phase, based on the examples, which were indicated manually and of which the class was therefore known, the SVM made a linear separation that separated the three different classes as distinctly as possible. A .ecd-file was created with this method. The .ecd-file used during the AA was based on 10,000 pixels. A .ecd-file based on 50,000 pixels in ArcGIS was also started but took more than 24 hours

and had to be stopped. Therefore only 10,000 pixels were used. In order to improve accuracy, more pixels can be used in the future. With the .ecd-file and a raster file of the WVCMI, new objects can be classified in ArcGIS via the Classify Raster tool (CR). The CR would make the best possible assessment of the distance to the separation plane created in the TSVMC and thus assign the class pixel by pixel.

As a comparison for the accuracy for the WVCMI, one of the most widely used indices today was used, namely the NDVI. The NDVI was generated at both a resolution of 10 m and a resolution of 20 m. The resolution of the WVCMI was 20 m. The classification of the NDVI was obtained in exactly the same way as the WVCMI. The NDVI was generated throughout Flanders. Subsequently, identical TSM polygons were utilized since the same images were applied as in the WVCMI and thus each polygon represented the same area. The .ecd-file was created from 10,000 pixels after which the classification was made.

To perform the AA, a random point distribution was used which was obtained with the Create Accuracy Assessment Points. An advantage of this tool was that there was no influence by the performers themselves. This also resulted in a proportional distribution. If the reference points came from a single part of the image, the result would be distorted to only the accuracy of the area where all reference points were centered. The reference points were distributed proportionally per class. By means of GRB data, the aerial photographs of the same image and the WVCMI was manually checked whether each point was correctly located within the corresponding class. The classified version was not looked at as this could have an influence on the final result. For the AA of the NDVI the same reference points were taken with the same class, which was used for the AA of the WVCMI so that a proportional comparison was obtained. By converting the points file into a raster file and then applying the combination tool, the reference points were compared to the classified image. The result was displayed in a confusion matrix, from which the data was extracted for calculation of ground truth, commission, omission, producer's accuracy, user's accuracy, overall accuracy and kappa coefficient.

With the ground truth it was possible to see how many pixels per class were indicated and thus which pixels were correct according to ground truth and which pixels were subsequently classified correctly or incorrectly. Commission is the amount of test pixels that were classified in a wrong class. It is the percentage of incorrectly classified pixels of the other two classes compared to the total number of classified pixels of the correct class. Omission is the opposite of commission. For each class, it is the incorrect number of classified pixels divided by the total number of marked pixels of the same class. Producer's accuracy is the number of correctly classified pixels per class divided by the total number of designated pixels of the same class. It is therefore an accuracy for the classification from the perspective of the creator. The user's accuracy is just like the producer's accuracy in that it's the correct number of classified cells per class divided by the

total number of pixels of the same class. So it's an accuracy for the classification from the perspective of the user. The overall accuracy is the sum of the correctly classified cells divided by the total number of cells where an overall accuracy in terms of total number of pixels is obtained. The kappa coefficient is used as a measure of the correspondence between the classified image and reality. A 1 would indicate a perfect match between reality and the classified image and a 0 would indicate a completely random representation. The kappa coefficient is more advanced than the overall accuracy because it takes into account the wrong pixels and the correctly classified and therefore ideal pixels.

III. RESULTS & DISCUSSION

As final rating "Test 28" was the best index composed of the multi-indices "NDVI_B8A-B5 (D)", SAVI_B8A-B4 (O)" and "NDWI_B3-B8A (F)" displayed on the red, green and blue band respectively. This was taken from Figure 2, Figure 3, Figure 4, Figure 5, Table 2, Table 3, Table 4 and Table 5. A negative value in the table indicated an overlap area between the three classes. A positive value in the tables indicated a margin between the classes, which made the distinction better. The choice for this combination was linked to literature gathered throughout the master's thesis. In Table 3, Table 4 and Table 5 each spectrum between the classes showed a good difference. Also, no overlap area was present. "Test 28" thus became the newly developed CMI. This CMI was called Water Vegetation Composite Multi-Index (WVCMI).

The classification results of the AA showed that the WVCMI provided a higher accuracy compared to the commonly used NDVI. Visually, Figure 2 clearly shows that there was a large difference between "Water" (blue) and "Vegetation" (yellow). The distinction between "Water" and "Other" (blue) was visually more difficult to make, but based on the results it was noted that the classification did this very well. A visual difference between "Other" and "Vegetation" was very noticeable.

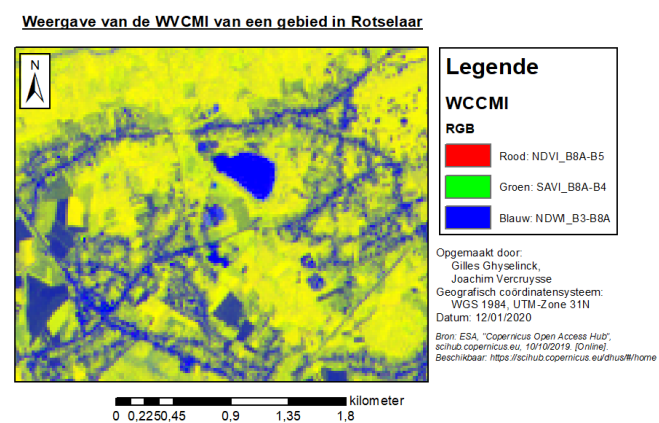


Figure 2: Display of the WVCMI of an area in Rotselaar

For the AA a rule of thumb has been used where 12 reference points were taken per class. In this case that would result in a total of 30 reference points. In order to increase certainty, 63 reference points have been taken per class in the municipalities. In the two smaller areas, i.e. the urban area

and the rural area around the Demer, a total of 300 reference points have been distributed in proportion to the size of the classes.

Table 1 shows that the WVCMI scored very well (above 90%) on the classification of "Water". Only in the two smaller areas was a decrease of 84.21% and 23.53% for "Urban" and Demer respectively. The decrease was noticeable in the urban area where "Water" was incorrectly classified as "Other". For the Demer, several reference points of "Water" were classified as "Vegetation", i.e. 70.59%. In both areas, these are narrow rivers. In the urban area, there was no transition and it went straight from "Other" to river and thus "Water". On the aerial photo (resolution 10 m) a line of 1 pixel wide was visible on the wrongly classified areas. Since the WVCMI had a resolution of 20 m, 4 pixels of the aerial image fitted in 1 pixel of the index. Therefore the size of at least 2 pixels of the aerial image, water had to be present to display "Water" at that location. Since there was not enough "Water" area in the 20x20 m pixel and the surrounding pixels were "Other", this was displayed as "Other". As the river was too narrow to display with the WVCMI. The same occurred with the Demer. The images dated from a very hot summer period with minimal rainfall (total over the whole month 47.9 mm). The Demer had low water levels around the time the images were made. Because of this the river had a smaller width. The Demer is characterized by the width of the river itself, a wide green strip of vegetation on both sides, a narrow footpath and then again vegetation. Hence it was assumed that the mis classification at the Demer occurred for the same reasons as the mis classification of the urban area. Since the focus was only on this smaller area and incident, the values for the AA were consequently lower. The other parameters marked above 80% on each test area.

When in Table 1 the NDVI was assessed at a 10 and 20 m resolution, it was immediately noticeable that the values for "Water" scored poorly. Only at Knokke-Heist, respectively 90.16% and 86.88% were obtained for the 10 and 20 m meter resolution. The other test areas marked lower than 77%. Looking at the table, it was also clear that the reference points for "Water" were mainly classified as "Other". In the test area for the Demer, the pixels of "Water" were classified as "Vegetation", just like in the WVCMI. Accordingly the error would be the same as the mis classification discussed previously with WVCMI.

In Table 2, the commission and omission are shown, which corresponds to the incorrectly classified pixels (reference points). These values should therefore be as low as possible. For the WVCMI it was remarkable that the commission values were very low. This means that few reference points of another class were wrongly classified compared to the total number of classified pixels of that class. The highest percentage of 7.14% was obtained for the test area of the Demer in the "Other" class. This implied that 7.14% of the total number of pixels classified as "Other" actually belonged to another class via the reference point. Further in the table, the column for omission at WVCMI, a few outliers were visible of 7.14%, 9.84%, 15.79%, 18.75% and 76.47%. The

highest value of 76.47% was again in the study area of the Demer in the "Water" class. This means that 76.47% of the total reference points indicated for "Water" were classified under "Vegetation" and/or "Other".

The results of Table 2 for the NDVI at resolutions 10 and 20 m were worse. The values even went up to 100%. The reason that "DIVIDED BY 0" was shown in this table as well as in Table 3 attached to this article, implied that no pixels were classified for that particular class in the relevant study area. This was the case, for example, for the "Water" class in the Demer study area in Table 2. This means that none of the pixels have been classified as "Water". This was also the reason why the omission indicated the 100%. The commission in the class "Water" of the NDVI's scored the same as the WVCMI. On all other classes, the NDVI marked at 10 and 20 m resolution for both commission and omission were significantly higher. It can also be concluded from this table that WVCMI obtained better results using the SVM classification method.

Next, Table 3 shows the producer's accuracy and user's accuracy. The values in this table should be as high as possible for a good classification. Over the whole line the WVCMI scored higher than 80% which was a good performance. Only in the study area for the Demer in the land use class of "Water" a score of 23.53% was obtained, which was very low. As this was in the column for producer's accuracy, the accuracy of the maker could be questioned. However, by using GRB data, the aerial photographs and being very familiar with the area, there was certainty that the error was not the maker's fault. Because of the pixel resolution and the minimum width of the Demer, this would be the cause of the mis classification.

The NDVI at resolution 10 and 20 m both did not sum up well over the whole line in terms of producer's accuracy with the class "Water". For "Vegetation" a good level was obtained where the resolution of 20 m had a small decrease in percentage compared to the 10 m resolution. This was to be expected since several pixels were taken together and hence a larger area of one class was needed to make the classification work properly. The class "Other" rated well on producer's accuracy for both NDVI's, but not well on user's accuracy. This was due to the low values for the class "Water" in the column of the producer's accuracy.

In Table 4 "Total" stands for the average of all the study areas for the overall accuracy and the kappa coefficient. "Total without Demer" includes all values without Demer. Because the study area Demer scored poorly over the whole line, the calculation was also made without Demer to see the influence on the results. Both the overall accuracy and the kappa coefficient should score as high as possible. The overall accuracy with the WVCMI was everywhere very high (above 95,32%) also in the Demer area. A reason for it being so high could be because the value did not take into account the incorrectly classified reference points. The kappa coefficient took this into account in the calculation whereby a value of 69.73% was obtained in the study area of the Demer. The total

came down to 98.09% for overall accuracy and 93.35% for the kappa coefficient which were satisfactory results. If the study area of the Demer was excluded, a value of 98,49% and 96,73% was found for overall accuracy and kappa coefficient respectively. The NDVI at resolution 10 m had 82.67% and 68.99% in total and respectively 81.11% and 70.43% without the Demer area for overall accuracy and kappa coefficient. The NDVI at 20 m resolution dropped to 79.65% and 63.28% on total and to 77.60% and 63.48% if the classification of the Demer was not taken into account.

From these results it was concluded that over the entire line in each study area the newly developed WVCMI scored better than the commonly used NDVI by means of the SVM classification method. However, if there were situations where the area was too small with respect to the resolution of 20 m, it was possible that the WVCMI classified this incorrectly.

Through the study areas "Urban" and "Demer" an attempt was made to make a comparison between rural and urbanised areas over a small area. In the water class this did not give good results. This was due to the resolution of the images, which resulted in a misclassification. The municipalities were compared to each other in terms of rural, urbanised and mixed areas. For rural areas Rotselaar and Brecht were taken, for mixed areas Diepenbeek and Knokke-Heist and for urbanised areas Gent and Kortrijk. In Table 6 it was striking that the WVCMI scored very well (above 90%) on the classification of "Water". The lowest value could be noted at Rotselaar (90.16%). For "Vegetation" the lowest value of 98.33% was obtained for Diepenbeek. For "Others" the lowest value was 95% for Brecht. The rural areas scored worse than the urbanised areas in this table.

Table 7 shows the commission and omission. When looking at the column for WVCMI, it was remarkable that the commission values were very low. This meant that few reference points of another class were classified incorrectly compared to the total number of classified pixels of that class. Kortrijk showed a value of 1.75% in both commission and omission in the "Water" class. Rotselaar had a value of 9.84% for omission. For "Vegetation" Brecht (4.76%) and Rotselaar (4.69%) scored the highest for commission, but Diepenbeek scored 1.67% for omission. For "Others", Rotselaar scored 4.92% and Diepenbeek 1.67%. The omission value was highest at Brecht (5%). In Table 8, the lowest values for the producer's accuracy were 90.16% and 95% for Rotselaar and Brecht respectively. Rotselaar and Brecht scored the lowest in this table for the user's accuracy with 95.08% and 95.24% respectively. Table 9 shows the overall accuracy and kappa coefficient, with the lowest values being 96.67% and 95% for Rotselaar. Over the whole line very good results were obtained in these areas (above 95% for the kappa coefficient). If an average was taken of the areas for rural, urbanised and moderate, their averages for overall accuracy and kappa coefficient could be compared. The averages obtained for the overall accuracy of rural, medium and urbanised areas are 97.5%; 99.44% and 99.44% respectively. For the kappa coefficient this is 96.25%; 99.17% and 99.17% respectively.

A higher value was thus obtained for the classification of an urbanised area compared to a rural area.

Research was only done with images of Flanders, which have a cloud cover of 0 to 2,56% and where the image was taken in summer. Other seasons were not tested. Literature showed that the general pattern of the reflection curve was similar between different vegetation types. However, differences in leaf pigment content, cell structure and water content between different vegetation types could cause a difference in the reflection of the vegetation (Jones and Vaughan, 2010). Subsequently, Ettehadi et. al., (2019) learned that in terms of water, the reflection curves for lakes, sea or canals show a similar spectral signature. In reality, the spectral reflection of water depended on water turbidity, water depth ... (Gitelson, 1992; Lyzenga, 1978; Maritorena et al., 1994; Novo et al., 1989). In the master's thesis, many test pixels were defined with corresponding classes all over Flanders. Since the reflection curves were similar, the WVCMI with the tool could therefore also be applicable in data-poor areas. If the tool would not achieve the accuracy in data-poor areas, this could be solved by either adding test pixels to the TSM or by creating a new .ecd-file for the area where the accuracy is not obtained. This would update the spectral signature over the area. Otherwise, the WVCMI should achieve an overall accuracy of +98% and a kappa coefficient of +96% using the tool, designed during this study for the area of Flanders, with images without clouds or snow.

Table 6: Ground truth, WVCMI - NDVI

		WVCMI			NDVI - Resolution 10 m			NDVI - Resolution 20 m		
		Water	Vegetation	Other	Water	Vegetation	Other	Water	Vegetation	Other
Water	Brecht	100,00	0,00	0,00	31,67	0,00	0,00	23,33	0,00	0,00
	Diepenbeek	100,00	0,00	0,00	55,00	0,00	0,00	55,00	0,00	0,00
	Gent	100,00	0,00	0,00	76,67	0,00	0,00	71,67	0,00	0,00
	Knokke-Heist	100,00	0,00	0,00	90,16	0,00	0,00	86,88	0,00	1,67
	Kortrijk	98,25	0,00	1,64	15,79	0,00	0,00	17,54	0,00	0,00
	Rotselaar	90,16	0,00	0,00	6,56	0,00	0,00	3,28	0,00	0,00
	Stedelijk	84,21	0,00	0,40	61,11	0,00	0,00	47,37	0,00	0,41
	Demer	23,53	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Vegetation	Brecht	0,00	100,00	5,00	3,33	100,00	8,33	16,66	98,33	25,00
	Diepenbeek	0,00	98,33	1,67	3,33	95,00	11,67	3,33	95,00	11,67
	Gent	0,00	100,00	0,00	0,00	88,33	1,67	1,67	85,00	3,33
	Knokke-Heist	0,00	100,00	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	100,00	0,00
	Kortrijk	1,75	100,00	0,00	1,75	95,16	8,33	7,08	87,10	14,75
	Rotselaar	4,92	100,00	0,00	6,57	96,72	8,62	18,03	98,36	12,07
	Stedelijk	0,00	81,25	0,00	0,00	87,10	0,00	0,00	65,63	1,23
	Demer	70,59	100,00	7,14	64,71	100,00	14,29	64,71	100,00	7,14
Other	Brecht	0,00	0,00	95,00	65,00	0,00	91,67	60,00	1,67	75,00
	Diepenbeek	0,00	1,67	98,33	41,67	5,00	88,33	41,67	5,00	88,33
	Gent	0,00	0,00	100,00	23,33	11,67	98,33	26,67	15,00	96,67
	Knokke-Heist	0,00	0,00	100,00	9,84	0,00	100,00	13,11	0,00	98,33
	Kortrijk	0,00	0,00	98,36	82,46	4,84	91,67	75,44	12,90	85,25
	Rotselaar	4,92	0,00	100,00	86,89	3,28	91,38	78,69	1,64	87,93
	Stedelijk	15,79	18,75	99,59	38,89	12,90	100,00	52,63	34,38	98,36
	Demer	5,88	0,00	92,86	35,29	0,00	85,71	35,29	0,00	92,86

Table 7: Commission and Omission, WVCMI - NDVI

		WVCMI		NDVI - Resolution 10 m		NDVI - Resolution 20 m	
		Commission (%)	Omission (%)	Commission (%)	Omission (%)	Commission (%)	Omission (%)
Water	Brecht	0,00	0,00	0,00	68,33	0,00	76,67
	Diepenbeek	0,00	0,00	0,00	45,00	0,00	45,00
	Gent	0,00	0,00	0,00	23,33	0,00	28,33
	Knokke-Heist	0,00	0,00	0,00	9,84	1,85	13,11
	Kortrijk	1,75	1,75	0,00	84,21	0,00	82,46
	Rotselaar	0,00	9,84	0,00	93,44	0,00	96,72
	Stedelijk	5,88	15,79	0,00	38,89	10,00	52,63
	Demer	0,00	76,47	DIVIDED BY 0	100,00	DIVIDED BY 0	100,00
Vegetation	Brecht	4,76	0,00	10,45	0,00	29,76	1,67
	Diepenbeek	1,67	1,67	13,64	5,00	13,64	5,00
	Gent	0,00	0,00	1,85	11,67	5,56	15,00
	Knokke-Heist	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	Kortrijk	1,59	0,00	9,23	4,84	19,40	12,90
	Rotselaar	4,69	0,00	13,24	3,28	23,08	1,64
	Stedelijk	0,00	18,75	0,00	12,90	12,50	34,38
	Demer	4,63	0,00	4,66	0,00	4,30	0,00
Other	Brecht	0,00	5,00	41,49	8,33	45,12	25,00
	Diepenbeek	1,67	1,67	34,57	11,67	34,57	11,67
	Gent	0,00	0,00	26,25	1,67	30,12	3,33
	Knokke-Heist	0,00	0,00	9,09	0,00	11,94	1,67
	Kortrijk	0,00	1,64	47,62	8,33	49,51	14,75
	Rotselaar	4,92	0,00	50,93	8,62	49,00	12,07
	Stedelijk	3,50	0,40	4,31	0,00	8,05	1,64
	Demer	7,14	7,14	33,33	14,29	31,58	7,14

Table 8: Producer's accuracy and User's accuracy, WVCMI - NDVI

		WVCMI		NDVI - Resolution 10 m		NDVI - Resolution 20 m	
		Producer's Accuracy (%)	User's Accuracy (%)	Producer's Accuracy (%)	User's Accuracy (%)	Producer's Accuracy (%)	User's Accuracy (%)
Water	Brecht	100,00	100,00	31,67	100,00	23,33	100,00
	Diepenbeek	100,00	100,00	55,00	100,00	55,00	100,00
	Gent	100,00	100,00	76,67	100,00	71,67	100,00
	Knokke-Heist	100,00	100,00	90,16	100,00	86,88	98,15
	Kortrijk	98,25	98,25	15,79	100,00	17,54	100,00
	Rotselaar	90,16	100,00	6,56	100,00	3,28	100,00
	Stedelijk	84,21	94,12	61,11	100,00	47,37	90,00
	Demer	23,53	100,00	0,00	DIVIDED BY 0	0,00	DIVIDED BY 0
Vegetation	Brecht	100,00	95,24	100,00	89,55	98,33	70,24
	Diepenbeek	98,33	98,33	95,00	86,36	95,00	86,36
	Gent	100,00	100,00	88,33	98,14	85,00	94,44
	Knokke-Heist	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
	Kortrijk	100,00	98,41	95,16	90,77	87,10	80,60
	Rotselaar	100,00	95,31	96,72	86,76	98,36	76,92
	Stedelijk	81,25	100,00	87,10	100,00	65,63	87,50
	Demer	100,00	95,37	100,00	95,34	100,00	95,70
Other	Brecht	95,00	100,00	91,67	58,51	75,00	54,88
	Diepenbeek	98,33	98,33	88,33	65,43	88,33	65,43
	Gent	100,00	100,00	98,33	73,75	96,67	69,88
	Knokke-Heist	100,00	100,00	100,00	90,91	98,33	88,06
	Kortrijk	98,36	100,00	91,67	52,38	85,25	50,49
	Rotselaar	100,00	95,08	91,38	49,07	87,93	51,00
	Stedelijk	99,60	96,50	100,00	95,69	98,36	91,95
	Demer	92,86	92,86	85,71	66,66	92,86	68,42

Table 9: Overall accuracy and Kappa coefficient, WVCMI - NDVI

	WVCMI		NDVI - Resolution 10 m		NDVI - Resolution 20 m	
	Overall Accuracy (%)	Kappa (%)	Overall Accuracy (%)	Kappa (%)	Overall Accuracy (%)	Kappa (%)
Brecht	98,33	97,50	74,44	61,67	65,56	48,33
Diepenbeek	98,88	98,33	79,44	69,17	79,44	69,17
Gent	100,00	100,00	87,78	81,67	84,44	76,67
Knokke-Heist	100,00	100,00	96,69	95,03	95,03	92,54
Kortrijk	98,88	98,33	68,72	52,71	64,44	46,15
Rotselaar	96,67	95,00	64,44	47,02	62,78	44,48
Stedelijk	96,67	87,93	96,25	85,74	91,53	67,05
Demer	95,32	69,73	93,60	58,94	93,96	61,81
Total	98,09	93,35	82,67	68,99	79,65	63,28
Total without Demer	98,49	96,73	81,11	70,43	77,60	63,48

IV. CONCLUSION

Various good methods already exist for detecting water bodies and vegetation. However, improvements can be made to have more accurate results. Many indices are based on images from older satellites with a higher spatial resolution, which implies that smaller land surface features or contours of larger areas are not correctly represented. The temporal resolution is also lower in most older satellites. A

classification of land use which is as accurate as possible is essential for the correctly mapping of land use in data-poor areas based on open source satellite imagery. In this study, images taken by the relatively new Sentinel-2 satellites have been used. The Sentinel-2 provided multispectral images with better spatial, radiometric and temporal resolution. The open-source satellite images were also provided with a wider range of bands. In combination with the automated tool developed in this study, by processing the satellite images into land use classification maps, makes a much more user-friendly and less labor intensive process.

It has been observed that areas smaller than half the pixel size were not detected. The overall accuracy was significantly better than NDVI when using the Support Vector Machine classification method compared to the newly developed Water Vegetation Composite Multi-Index. There is a chance that when the exact thresholds for an index such as NDVI are determined for a specific research area, these could yield even more accurate results. This needs to be investigated further.

A GIS is an ideal tool for processing satellite images and detecting water and vegetation. The images can then be classified and mapped. Thanks to the spatial analyst extension and the newly developed Composite Multi-Index Classification toolbox, which are integrated in ArcGIS, the various steps of the processing process can be completed automatically. It should be noted that the accuracy of the toolbox depends on the .ecd file.

This research is a good starting point but does not yet offer a definitive solution. The research is based on satellite images taken in the most optimal conditions. The satellite images were taken by Sentinel-2A in the summer of 2019 with a cloud percentage lower than 2.56%. In the master's thesis, many test pixels were defined with corresponding classes all over Flanders. Since the reflection curves were similar, the WVCM with the tool could therefore also be applicable in data-poor areas. If the tool would not achieve the accuracy in data-poor areas, this can be solved by either adding test pixels to the TSM or by creating a new .ecd-file for the area where the accuracy was not obtained. This would update the spectral signature over the area. The images that were used were based on Flanders, the study can be further extended to investigate flooded areas, data-poor areas or in how far the WVCM can differentiate within the class of water, vegetation or others.

V. REFERENCES

- A. Sánchez-Espinosa, C. S. (2019). Land use and land cover mapping in wetlands one step closer to the ground: Sentinel-2 versus Landsat 8. *Journal of Environmental Management*, 484-498.
- A., G. A., Viña, A., Ciganda, V., Rundquist, D. C., & Arkebauer, T. J. (2005). Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophys. Res. Lett.*
- Alemu, M. M. (2016). *Automated Farm Field Delineation From Satellite Images*. Enschede, The Netherlands: University of Twente.
- Antrop, M. (2007). Reflecting upon 25 years of landscape ecology. *Landscape Ecology*, 1441-1443.
- Arekhi, M., Goksel, C., Sanli, F. B., & Senel, G. (2019). Comparative Evaluation of the Spectral and Spatial Consistency of Sentinel-2 and Landsat-8 OLI Data for Igneada Longos Forest. *MDPI*, 13.
- Ben-Dor, E., Patkin, K., Banin, A., & Karnieli, A. (2002). Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data. A case study over clayey soils in Israel. *Int. J. Remote Sens.*, 1043-1062.
- Bontemps, S., Arias, M., Cara, C., Dedieu, G., Guzzonato, E., Hagolle, O., . . . Defourny, P. (2015). Building a Data Set over 12 Globally Distributed Sites to Support the Development of Agriculture Monitoring Applications with Sentinel-2. *MDPI*, 16062-16090.
- Carleer, A. P., Debeir, O., & Wolff, E. (2005). Assessment of Very High Spatial Resolution Satellite Image Segmentations. *American Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, 1285-1294.
- Chen, B., Qiu, F., Wu, B., & Du, H. (2015). Image Segmentation Based on Constrained Spectral Variance Difference and Edge Penalty. *MDPI*, 5980-6004.
- Chen, D. Y., Huang, J. F., & Jackson, T. J. (2005). Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near- and short-wave infrared bands. *Remote Sensing of Environment*, 225-236.
- Cho, M., & Skidmore, A. (2006). A new technique for extracting the red edge position from hyperspectral data: The linear extrapolation method. *Remote Sensing of Environment*, 181-193.
- Chowdary, V., Vinu Chandran, R., Neeti, N., Bothale, R., Srivastava, Y., Ingle, P., . . . al., e. (2008). Assessment of surface and sub-surface waterlogged areas in irrigation command areas of Bihar state using remote sensing and GIS. *Agr. Water Manag.*, 754-766.
- Clevers, J., & et al. (2002). Derivation of the red edge index using the MERIS standard band setting. *Int. J. Remote Sens.*, 3169-3184.
- Collins, W. (1978). Remote Sensing of crop type and maturity. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 43-55.
- CRISP. (2001). *Spaceborn Remote Sensing*. Opgehaald van Centre for Remote Imaging, Sensing & Processing: <https://crisp.nus.edu.sg/~research/tutorial/spacebrn.htm>

- Curran, P. (1989). Remote sensing of foliar chemistry. *Remote Sensing of Environment*, 271-278.
- Daughtry, C., Serbin, G., Reeves, J., Doraiswamy, P., & Hunt, E. (2010). Spectral Reflectance of Wheat Residue during Decomposition and Remotely Sensed Estimates of Residue Cover. *Remote Sens.*, 416-431.
- Dawson, T., & Curran, P. (1998). A new technique for interpolating the reflectance red edge position. *International Journal of Remote Sensing*, 2133-2139.
- Delegido, J., Verrilst, J., Alonso, L., & Moreno, J. (2011). Evaluation of Sentinel-2 Red-Edge Bands for Empirical Estimation of Green LAI and Chlorophyll Content. *Sensors*, 7063-7081.
- Deruyter, G. (2018). *Cursus 3D Data*. Gent: Universiteit Gent.
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., . . . Bargellini, P. (2012). Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Elsevier*, 25-36.
- Du, Y., Zhang, Y., Ling, F., Wang, Q., Li, W., & Li, X. (2016). Water Bodies' Mapping from Sentinel-2 Imagery with Modified Normalized Difference Water Index at 10-m Spatial Resolution Produced by Sharpening the SWIR Band. *Remote Sensing*, 354.
- Du, Z., Li, W., Zhou, D., Tian, L., Ling, F., Wang, H., . . . Sun, B. (2014). Analysis of Landsat-8 OLI imagery for land surface water mapping. *Remote Sensing*, 672-681.
- Environmental Protection Agency. (2005). *Wetland Mapping and Classification Methodology, Overall Framework, A Method to Provide Baseline Mapping and Classification for Wetlands in Queensland*. Queensland Australia: Queensland Government: Brisbane.
- EOS. (2019, mei 12). *Sentinel-2*. Opgehaald van Earth Observing System Listening to the pulse of the planet: <https://eos.com/sentinel-2/>
- ESA. (2019, mei 4). *Copernicus - Overview*. Opgehaald van ESA: https://m.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Overview4
- ESA. (2019, mei 5). *Sentinel-2 Missions*. Opgehaald van ESA: <https://earth.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2>
- ESA. (2019, mei 5). *Sentinel-2 MSI Technical Guide*. Opgehaald van ESA: <https://earth.esa.int/web/sentinel/technical-guides/sentinel-2-msi>
- ESA. (2019, mei 12). *User Guides*. Opgehaald van ESA: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides>
- ESA. (2019, mei 18). *Wat is remote sensing?* Opgehaald van ESA eduspace: http://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_NL/SEM7YBE3GXF_0.html
- Esfahani, A. G. (2014). *DELINEATION OF AGRICULTURAL FIELD BOUNDARIES USING RANDOM SETS*. Enschede, The Netherlands: University of Twente.
- Eskandari, I., Navid, H., & Rangzan, K. (2016). Evaluating spectral indices for determining conservation and conventional tillage systems in a vetch-wheat rotation. *Int. Soil Water Conserv. Res.*, 93-98.
- Ettehad, P. &. (2019). Separating Built-Up Areas from Bare Land in Mediterranean Cities Using Sentinel-2A Imagery. *Remote Sensing*, 345.
- Eumetrain. (2019, November 11). Opgehaald van <http://www.eumetrain.org/data/3/36/navmenu.php?page=3.2.3>
- Fan, J., Yau, D. K., Elmagarmid, A. K., & Aref, W. G. (2001). Automatic image segmentation by integrating color-edge extraction and seeded region growing. *IEEE*, 1454-1466.
- Fava, F., Colombo, R., Bocchi, S., Meroni, M., Sitzia, M., Fois, N., & Zucca, C. (2009). Identification of hyperspectral vegetation indices for Mediterranean pasture characterization. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 233-243.
- Flood, N. (2017). Comparing Sentinel-2A and Landsat 7 and 8 Using Surface Reflectance over Australia. *Remote Sens.*, 9.
- Forkuor, G., Serme, I., Dimobe, K., & Tondoh, J. E. (2017). Landsat-8 vs. Sentinel-2: examining the added value of sentinel-2's red-edge bands to land-use and land-cover mapping in Burkina Faso. *ResearchGate*, 26.
- Frampton, W., Dash, J., Watmough, G., & Milton, E. (2013). Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 83-92.
- Gamon J. A. et al. (1995). Relationships between NDVI, canopy structure, and photosynthesis in 3 Californian vegetation types. *Ecol. Appl.*, 28-41.
- Gao, B. C. (1996). NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 257-266.
- Gao, Y., Waler, J. P., Allahmoradi, M., Monerris, A., Ryu, D., & Jackson, T. J. (2015). Optical sensing of vegetation water content: a synthesis study. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 1456-1464.
- Ginis, V. (2017, november 8). *Hoe licht ons leven dag en nacht beïnvloedt*. Opgehaald van Wetenschap in en uit Brussel: <https://www.wtnschp.be/wetenschap/technologie/hoe-licht-ons-leven-dag-en-nacht-beinvloedt/>
- Gitelson, A. A., & Merzlyak, M. N. (1994). Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus Hippocastanum* L. and *Acer Platanoides* L. leaves. Spectral features and relation to chlorophyll estimation. *J. Plant Physiol.*, 286-292.
- Gitelson, A., VIÑA, A., Ciganda, V., Rundquist, D., & Arkebauer, T. (2005). Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophysical Research Letters*.

- Github, & Sentinel-hub. (2019, November 11). Opgehaald van Github.com: <https://github.com/sentinel-hub/custom-scripts/blob/master/sentinel-2/savi/script.js>
- Glenn, E., Huete, A., Nagler, P., & Nelson, S. (2008). Relationship Between Remotely-sensed Vegetation Indices, Canopy Attributes and Plant Physiological Processes: What Vegetation Indices Can and Cannot Tell Us About the Landscape. *Sensors*, 2136-2160.
- Hansen, P., & Schjoerring, J. (2003). Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression. *Remote Sens. Environ.*, 542–553.
- HEASARC. (2013, mei). *The Electromagnetic Spectrum*. Opgehaald van Imagine The Universe!: <https://imagine.gsfc.nasa.gov/science/toolbox/emspectrum1.html>
- Herold, M., Gardner, M., & Roberts, D. (2003). Spectral resolution requirements for mapping urban areas. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1907–1919.
- Hill, M. (2013). Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: an analysis with simulated Sentinel 2 data for a North American transect. *Remote Sensing of Environment*, 94-111.
- Horler, D., Dockray, M., & Barber, J. (1983). The red edge of plant leaf reflectance. *International Journal Remote Sensing*, 273–288.
- Horler, D., Dockray, M., Barber, J., & Barringer, A. (1983). Red edge measurements for remotely sensing plant chlorophyll content. *Advances in Space Research*, 273-277.
- Huete, A. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Environ.*, 295–309.
- Indexdatabase. (2019, November 11). *indexdatabase*. Opgehaald van https://www.indexdatabase.de/db/single.php?sensor_id=96&rsindex_id=56
- Inglada, J., Arias, M., Tardy, B., Hagolle, O., Valero, S., Morin, D., . . . Koetz, B. (2015). Assessment of an Operational System for Crop Type Map Production Using High Temporal and Spatial Resolution Satellite Optical Imagery. *MDPI*, 12356-12379.
- Isa, I. S., Sulaiman, S. N., & Mustapha, M. (2016). The Automated Segmentation Techniques of T2-Weighted MRI Images Using K-means Clustering and Otsu-Based Thresholding Method. *Jurnal Teknologi*, 6, nr. 4, 41-48.
- J. Delegido, J. V. (2013). A red-edge spectral index for remote sensing estimation of green LAI over agroecosystems. *Eur. J. Agronomy*, 42–52.
- Jackson, T., Chen, D. Y., Cosh, M., Li, F. Q., Anderson, M., Walthall, C., . . . Hunta, E. R. (2004). Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sensing of Environment*, 475-482.
- Japan Association of Remote Sensing. (2010, maart). *Uitgaven*. Opgehaald van JARS: http://www.jars1974.net/pdf/03_Chapter02.pdf
- Jia, K., Wei, X., Gu, X., Yao, Y., Xie, X., & Li, B. (2014). Land cover classification using Landsat 8 Operational Land Imager data in Beijing, China. *Geocarto Int.*, 941–951.
- Kittler, J., & Illingworth, J. (1985). Minimum Error Thresholding. *Pattern recognition, Vol 9, nr. 1*, 41-47.
- Knockaert, C. (2019, augustus 08). *Remote sensing*. Opgehaald van Vlaams Instituut voor de Zee: http://www.vliz.be/wiki/Remote_sensing
- Lebourgeois, V., Dupuy, S., Vintrou, E., Ameline, M., Butler, S., & Bégué, A. (2017). A Combined Random Forest and OBIA Classification Scheme for Mapping Smallholder Agriculture at Different Nomenclature Levels Using Multisource Data (Simulated Sentinel-2 Time Series, VHRS and DEM). *MDPI*, 1-20.
- Lefebvre, A., Sannier, C., & Corpetti, T. (2016). Monitoring Urban Areas with Sentinel-2A Data: Application to the Update of the Copernicus High Resolution Layer Imperviousness Degree. *Remote Sens*, 8.
- Lessio, A., Fissore, V., & Borgogno Mondino, E. (2017). Preliminary Tests and Results Concerning Integration of Sentinel-2 and Landsat-8 OLI for Crop Monitoring. *MDPI*, 16.
- Li, W., Chang, Q., Li, F., Yan, L., Huang, Y., Wang, Q., & Luo, L. (2019). Effects of Growth Stage Development on Paddy Rice Leaf Area Index Prediction Models. *Remote Sensing*, 361.
- Li, W., Du, Z., Ling, F., Zhou, D., Wang, H., Gui, Y., . . . Zhang, X. (2013). A comparison of land surface water mapping using the normalized difference water index from TM, ETM plus and ALI. *Remote Sensing*, 5530–5549.
- Li, Z., Xu, D., & Guo, X. (2014). Remote Sensing of Ecosystem Health: Opportunities, Challenges, and Future Perspectives. *Sensors*, 21117-21139.
- Long, J., Shelhamer, E., & Darrell, T. (2015). Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. *CVPR*, 3431-3440.
- Lu, D., Mausel, P., Batistella, M., & Moran, E. (2005). Land-cover binary change detection methods for use in the moist tropical region of the Amazon: A comparative study. *Int. J. Remote Sens.*, 101–114.
- Lunetta, R. S., Shao, Y., Ediriwickrema, J., & Lyon, J. G. (2010). Monitoring agricultural cropping patterns across the Laurentian Great Lakes Basin using MODIS-NDVI data. *Elsevier*, 81-88.
- M. Burke, D. L. (2017). Satellite-based assessment of yield variation and its determinants in small holder African systems. *Proc. Natl. Acad. Sci.*, 2189-2194.
- Makkar, H., & Pundir, A. (2014). Image Analysis Using Improved Otsu's Thresholding Method. *Researchgate*, 2122-2126.
- Mandanici, E., & Bitelli, G. (2016). Preliminary Comparison of Sentinel-2 and Landsat 8 Imagery for a Combined Use. *MDPI*, 10.

- Masek, J. G. (2019, mei 16). *Landsat 8*. Opgehaald van Landsat Science: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/spacecraft/>
- Masek, J., Lindsay, F., & Goward, S. (2000). Dynamics of urban growth in the Washington DC metropolitan area, 1973–1996, from Landsat observations. *International Journal of Remote Sensing*, 3473–3486.
- McFeeters, S. (2013). Using the Normalized Difference Water Index (NDWI) within a Geographic Information System to Detect Swimming Pools for Mosquito Abatement: A Practical Approach. *Remote Sensing*, 3544–3561.
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *Remote Sensing*, 1425–1432.
- Meyer, L. H., Heurich, M., Beudert, B., Premier, J., & Pflugmacher, D. (2019). Comparison of Landsat-8 and Sentinel-2 Data for Estimation of Leaf Area Index in Temperate Forests. *MDPI*, 16.
- Mróz, M., & Sobieraj-Żłobińska, A. (2004). Comparison of several vegetation indices calculated on the basis of a seasonal SPOT XS time series, and their suitability for land cover and agricultural crop identification. *Tech. Sci.*, 39–66.
- Mueller, M., Segl, K., & Kaufmann, H. (2004). Edge- and region-based segmentation technique for the extraction of large, man-made objects in high-resolution satellite imagery. *Elsevier*, 1619–1628.
- Mukesh, S. B. (2016, juli 7). *What number of points in field for classify accuracy do I need?* Opgehaald van ResearchGate: https://www.researchgate.net/profile/Mukesh_Boori
- Murray, N., Phinn, S., Clemens, R., Roelfsema, C., & Fuller, R. (2012). Continental scale mapping of tidal flats across East Asia using the Landsat archive. *Remote Sensing*, 3417–3426.
- Mutanga, O., & Skidmore, A. (2007). Red edge shift and biochemical content in grass canopies. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 34–42.
- Myint, S., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarke, S., & Weng, Q. (2011). Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. *Remote Sens. Environ.*, 1145–1161.
- Natural Resources Canada. (2013, november 18). *Image Classification and Analysis*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9361>
- Natural Resources Canada. (2015a, november 30). *Data Integration and Analysis*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9347>
- Natural Resources Canada. (2015b, november 25). *Digital Image Processing*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9279>
- Natural Resources Canada. (2015c, november 23). *Educational Resources - Applications*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9381>
- Natural Resources Canada. (2015d, november 19). *Elements of Visual Interpretation*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9291>
- Natural Resources Canada. (2015e, november 19). *Fundamentals of Remote Sensing - Introduction*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9363>
- Natural Resources Canada. (2015f, november 20). *Image interpretation & analysis*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9303>
- Natural Resources Canada. (2015g, november 23). *Image Transformations*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9377>
- Natural Resources Canada. (2015h, november 19). *Passive vs. Active Sensing*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/14639>
- Natural Resources Canada. (2015i, november 18). *Radiation - Target Interactions*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/14637>
- Natural Resources Canada. (2016, 03 02). *Interactions with the Atmosphere*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/14635>
- Natural Resources Canada. (2016, augustus 17). *Tutorial: Fundamentals of Remote Sensing*. Opgehaald van Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite->

imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9309

- Nedkov, R. (2017). NORMALIZED DIFFERENTIAL GREENNESS INDEX FOR VEGETATION DYNAMICS ASSESSMENT. *ResearchGate*, 1143-1146.
- Pal, M., & Antil, K. (2017). COMPARISON OF LANDSAT 8 AND SENTINEL 2 DATA FOR ACCURATE MAPPING OF BUILT-UP AREA AND BARE SOIL. *ResearchGate*, 4.
- Panigrahy, S., Murthy, T., Patel, J., & Singh, T. (2012). Wetlands of India: Inventory and assessment at 1:50,000 scale using geospatial techniques. *Curr. Sci.*, 852–856.
- Piette, T. (2018). Semiautomatische detectie van overstromingsgebieden aan de hand van historische satellietbeelden. *Masterproef*, 135.
- Pittman, K., Hansen, M. C., Becker-Reshef, I., Potapov, P. V., & Justice, C. O. (2010). Estimating Global Cropland Extent with Multi-year MODIS Data. *MDPI*, 1844-1863.
- Radoux, J., Chome, G., Jacques, D., Waldner, F., Bellemans, N., Matton, N., & Defourmy, P. (2016). Sentinel-2's potential for sub-pixel landscape feature detection. *Remote Sensing*, 488.
- Ray, T. (2006). Vegetation in remote sensing FAQs in ER Mapper Application. *Perth, Australia: ER Mapper Ltd.*, 85–97.
- Richter, R., & Schlöpfer, D. (2007). Atmospheric/Topographic Correction for Satellite Imagery. *ATCOR*, 1-71.
- Ridd, M. (1995). Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities. *International Journal of Remote Sensing*, 2165–2185.
- Roberts, D. A., Green, R. O., & Adams, J. B. (1997). Temporal and spatial patterns in vegetation and atmospheric properties from AVIRIS. *Remote Sensing of Environment*, 223–240.
- Rouse, W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In *Proceedings of the 3rd ERTS Symposium*, (pp. 309-317). Washington DC, USA.
- Rydberg, A., & Borgfors, G. (1999). Extracting multispectral edges in satellite images over agricultural fields. *IEEE*, 786-791.
- Salman, N. (2006). Image Segmentation Based on Watershed and Edge Detection Techniques. *The International Arab Journal of Information Technology*, 104-110.
- Satellite Imaging Corporation. (2019, mei 12). *Sentinel-2A Satellite Sensor (10m)*. Opgehaald van Satellite Imaging Corporation: <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/other-satellite-sensors/sentinel-2a/>
- Schultz, B., Immitzer, M., Formaggio, A. R., Sanches, I. D., Luiz, A. J., & Atzberger, C. (2015). Self-Guided Segmentation and Classification of Multi-Temporal Landsat 8 Images for Crop Type Mapping in Southeastern Brazil. *MDPI*, 14482-14508.
- Schuster, C., Förster, M., & Kleinschmit, B. (2012). Testing the red edge channel for improving land-use classifications based on high-resolution multi-spectral satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 5583-5599.
- Sentinel-hub. (2019, november 11). *NDWI normalized difference water index*. Opgehaald van Sentinel-hub: <https://www.sentinel-hub.com/eoproducts/ndwi-normalized-difference-water-index>
- Sentinel-hub. (2019, november 11). *Sentinel2EOproducts*. Opgehaald van Sentinel-hub: https://www.sentinel-hub.com/develop/documentation/eo_products/Sentinel2EOproducts
- Shrivakshan, G. T., & Chandrasekar, C. (2012). A comparison of various edge detection techniques used in image processing. *IJCSI*, 269-276.
- Singh, K., Setia, R., Sahoo, S., Prasad, A., & Pateriya, B. (2015). Evaluation of NDWI and MNDWI for assessment of waterlogging by integrating digital elevation model and groundwater level. *Geocarto Int.*, 650–661.
- Smith, K. L., Steven, M. D., & Collins, J. J. (2004). Use of hyperspectral derivative ratios in the rededge region to identify plant stress responses to gas leaks. *Remote Sensing of Environment*, 207-217.
- Souza, A. A., Galvao, L. S., & R., S. J. (2010). Relationships between Hyperion-derived vegetation indices, biophysical parameters, and elevation data in a Brazilian savannah environment. *Remote Sensing Letters*, 55 - 64.
- Spaceflight 101. (2019, mei 4). *Sentinel Satellites*. Opgehaald van Spaceflight 101: <http://spaceflight101.com/copernicus/sentinel-satellites/>
- Sykas, D. (2019, November 11). *Spectral Indices with multispectral satellite data*. Opgehaald van Geo University: <https://www.geo.university/pages/spectral-indices-with-multispectral-satellite-data>
- T. Zhang, J. S. (2017). Band Selection in Sentinel-2 Satellite for Agriculture Applications. *International Conference on Automation and Computing* (pp. 1-6). Hddersfield: IEEE.
- Tucker, C. (1980). Remote sensing of leaf water content in near infrared. *Remote Sensing of Environment*, 23-32.
- Turker, M., & Kok, E. H. (2013). Field-based sub-boundary extraction from remote sensing imagery using perceptual grouping. *Elsevier*, 106-121.
- USGS. (2019, mei 1). *Landsat 8*. Opgehaald van USGS science for a changing world: https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat/landsat-8?qt-science_support_page_related_con=0#qt-science_support_page_related_con

- USGS. (2019, mei 1). *Landsat Missions*. Opgehaald van USGS science for a changing world: https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat/landsat-satellite-missions?qt-science_support_page_related_con=2#qt-science_support_page_related_con
- Vala, H. J., & Baxi, A. (2013). A Review on Otsu Image Segmentation Algorithm. *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology*, 2, nr. 2, 397-389.
- Van der Werff, H., & Van der Meer, F. (2015). Sentinel-2 for Mapping Iron Absorption Feature Parameters. *Remote Sens*, 12635-12653.
- Van Deventer, A., Ward, A., Gowda, P., & Lyon, J. (1997). Using Thematic Mapper Data to Identify Contrasting Soil Plains and Tillage Practices. *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 87-93.
- Vapnik, V. (1998). Statistical Learning Theory. *John Wiley and Sons*.
- Vigneshwaran, S., & Kumar, S. (2018). Extraction of built-up area using high resolution sentinel-2a and google satellite imagery. *ISPRS - international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*.
- Viña, A., Gitelson, A. A., Nguy-Robertson, A. L., & Peng, Y. (2011). Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops. *Remote Sens. Environ.*, 3468-3478.
- Vlaams Instituut voor de Zee. (2018, november 10). *Remote Sensing*. Opgehaald van Vlaams Instituut voor de Zee, Platform voor Marien Onderzoek: http://www.vliz.be/wiki/Remote_sensing
- Vlaamse Overheid - Departement Omgeving - Afdeling Vlaams Planbureau voor Omgeving. (2013, juli 1). *Landgebruik - Vlaanderen - 2013*. Opgehaald van Geopunt.be: <http://www.geopunt.be/catalogus/datasetfolder/321bfa63-9b04-479f-8faf-49a9f0dee353>
- Wardlow, B. D., Egbert, S. L., & Kastens, J. H. (2007). Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U.S. Central Great Plains. *Elsevier*, 290-310.
- Watkins, B., & van Niekerk, A. (2019). A comparison of object-based image analysis approaches for field boundary delineation using multi-temporal Sentinel-2 imagery. *Elsevier*, 294-302.
- Wilson, E., & Sader, S. (2002). Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment*, 385-396.
- Wu, C., & Murray, A. (2003). Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. *Remote Sensing of Environment*, 493-505.
- Wuest, B., & Zhang, Y. (2009). Region based segmentation of QuickBird multispectral imagery through band ratios and fuzzy comparison. *Elsevier*, 55-64.
- Xie, Q.-y., Dash, J., Huang, W., Peng, D., Qin, Q., Mortimer, H., . . . Ye, H. (2018). Vegetation Indices Combining the Red and Red-Edge Spectral Information for Leaf Area Index Retrieval. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*.
- Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Remote Sensing*, 3025-3033.
- Xu, H. (2008). A New Index For Delineating Built Up Land Features In Satellite Imagery. *Remote Sensing*, 4269-4276.
- Xu, H., Huang, S., & Zhang, T. (2013). Built-up land mapping capabilities of the ASTER and Landsat ETM plus sensors in coastal areas of southeastern China. *Advances in Space Research*, 1437-1449.
- Yang, Y., Liu, Y., Zhou, M., Zhang, S., Zhan, W., Sun, C., & Duan, Y. (2015). Landsat8 OLI image based terrestrial water extraction from heterogeneous backgrounds using a reflectance homogenization approach. *Remote Sensing of Environment. Elsevier*, 14-32.
- Yantao, X., Nguyen, X. T., & Cheng, L. (2019). Preliminary comparative assessment of various spectral indices for built-up land derived from Landsat-8 OLI and Sentinel-2A MSI imageries. *European Journal of Remote Sensing*, 240-252.
- Yilmaz, M. T., Hunt, E. R., & Jackson, T. J. (2008). Remote sensing of vegetation water content from equivalent water thickness using satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2514-2522.
- Zha, Y., Gao, J., & Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *Int. J. Remote Sens.*, 583-594.
- Zhang, H., Roy, D., Yan, L., Li, Z., Huang, H., Vermote, E., . . . Roger, J. (2018). Characterization of Sentinel-2A and Landsat-8 top of atmosphere, surface, and nadir BRDF adjusted reflectance and NDVI differences. *Remote Sens*, 482-494.
- Zhang, T., Su, J., Liu, C., Chen, W.-H., Liu, H., & Liu, G. (2017). Band Selection in Sentinel-2 Satellite for Agriculture Applications. *ResearchGate*, 1-7.
- Zhang, Z., Liu, M., Liu, X., & Zhou, G. (2018). A New Vegetation Index Based on Multitemporal Sentinel-2 Images for Discriminating Heavy Metal Stress Levels in Rice. *MDPI*, 1-15.
- Zheng, Q., Huang, W., Cui, X., Shi, Y., & Liu, L. (2018). New Spectral Index for Detecting Wheat Yellow Rust Using Sentinel-2 Multispectral Imagery. *MDPI*, 19.

Inhoudsopgave

1	Inleiding.....	1
2	Probleemstelling.....	2
3	Literatuurstudie	3
3.1	Remote sensing.....	3
3.1.1	Basisprincipes van remote sensing	5
3.2	Landsat en Sentinel satellieten	11
3.2.1	Landsat	11
3.2.2	Sentinel.....	17
3.3	Overzicht classificatie-indexen	23
3.3.1	NDWI (McFeeters, 1996), NDWI (Gao, 1996) & MNDWI (Xu, 2006).....	25
3.3.2	NDVI (Rouse et al., 1974) & MDMI (Wilson, 2002)	27
3.3.3	SAVI (Huete, 1988).....	29
3.3.4	NDVI _{REDedge} (Gitelson and Merzlyak, 1994) & NDVI _{REDedge} (Delegido, 2011).....	29
3.3.5	NDBI (Zha, 2003) & IBI (Xu, 2008)	32
3.3.6	NDTI (van Deventer, 1997)	35
3.4	Afbeeldinginterpretatie en analyse	37
3.4.1	Onderdelen van visuele interpretatie.....	37
3.4.2	Digitale afbeeldingsverwerking.....	37
3.4.3	Beeldclassificatie en analyse	38
4	Afbakening onderzoek en doelstellingen	42
5	Methode.....	43
6	Onderzoek	44
6.1	Vergelijking van Landsat en Sentinel indexen	44
6.2	Nieuwe indexen ontwikkeld voor Sentinel.....	48
6.3	Nieuwe Composite Multi-index voor Sentinel.....	50
6.4	Korte conclusie uit paragrafen 3.3, 6.2 en 6.3.....	53
6.5	De ontwikkeling van een eigen index voor vegetatie en water	54

6.6	Classificatie en Accuracy assessment van gecreëerde composite multi-index.....	74
6.7	Onderzoeksgebieden	76
6.8	Data	77
6.9	Resultaten	77
6.10	Automatische classificatietool.....	94
7	Discussie en conclusie.....	96
	Referenties.....	98
	Bijlagen	110

Lijst van figuren

Figuur 1: Remote sensing proces de 7 onderdelen (Natural Resources Canada, 2015e)	4
Figuur 2: Het elektromagnetisch spectrum (Ginis, 2017)	5
Figuur 3: Stralingsinteracties met objecten (Natural Resources Canada, 2015)	6
Figuur 4: Interactie tussen ontvangen straling, terreinobject en gereflecteerde straling (Deruyter, 2018)	7
Figuur 5: Interactie straling met boombladeren (Natural Resources Canada, 2015)	7
Figuur 6: Interactie straling met water (Natural Resources Canada, 2015)	8
Figuur 7: Spectrale signatuur van vegetatie en water (Natural Resources Canada, 2015).....	8
Figuur 8: Passieve sensor - Actieve sensor (Natural Resources Canada, 2015)	10
Figuur 9: De tweeling satellieten Sentinel-2 orbitale configuratie (courtesy Astrium GmbH) (ESA, 2019)	18
Figuur 10: Respectievelijk banden 2, 3, 4 en 8 van Sentinel-2A	20
Figuur 11: Respectievelijk banden 5, 6, 7 en 8A van Sentinel-2A	21
Figuur 12: Respectievelijk banden 11 en 12 van Sentinel-2A	21
Figuur 13: Respectievelijk banden 1, 9 en 10 van Sentinel-2A	21
Figuur 14: Reflectiespectrum voor groen gras, voor de overgangszone tussen VIS- en NIR-golflengten (REDedge) (Eumetrain, 2019).....	30
Figuur 15: Beeldclassificatie en analyse (Natural Resources Canada, 2015)	38
Figuur 16: Gesuperviseerde classificatie (Natural Resources Canada, 2015).....	39
Figuur 17: Niet-gesuperviseerde classificatie (Natural Resources Canada, 2015).....	39
Figuur 18: Vergelijking van de gemiddelde indexwaarden van datapunten op braakliggende grond en built-up klassen (Ettehadi, 2019).....	50
Figuur 19: RGB-composiet van de NDTI (Rode band), $NDVI_{REDedge-D}$ (Groene band) en MNDWI (Blauwe band) (Ettehadi, 2019)	51
Figuur 20: Spectrale signaturen van de drie hoofdcategorieën voor de dertien banden van de Sentinel-2A satelliet (Ettehadi, 2019).....	51
Figuur 21: Vereenvoudigde spectrale signaturen van de drie hoofdcategorieën voor multi-indexen $NDVI_{REDedge-D}$, NDTI en MNDWI (Ettehadi, 2019)	51

Figuur 22: Spectrale reflectie curves van LULC klassen gebaseerd op Sentinel-2A beelden (Etehad, 2019).....	55
Figuur 23: Threshold-waarden voor “Vegetatie”, “Water” en “Andere” voor bestaande indexen	57
Figuur 24: Resultaten thresholding van Testen 5, 15, 17 en 38	69
Figuur 25: Resultaten thresholding van Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het Rode spectrum	70
Figuur 26: Resultaten thresholding van Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het Groene spectrum	71
Figuur 27: Resultaten thresholding van Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het Blauwe spectrum	72
Figuur 28: Weergave van de verschillende studiegebieden	76
Figuur 29: Weergave van de WVCMI van een gebied in Rotselaar	78
Figuur 30: Venster - Classify Composite Index	95
Figuur 31: Venster - Adjust Attribute Table	95
Figuur 32: Respectievelijk voor en na gebruik van Adjust Attribute Table tool.....	95

Lijst van tabellen

Tabel 1: Landsat-8 banden (Masek J. G., 2019).....	13
Tabel 2: Weergave en uitleg - banden Landsat-8 (Masek J. G., 2019)	14
Tabel 3: Sentinel-2A en Sentinel-2B banden (EOS, 2019).....	22
Tabel 4: Band naam, spectrale gebied (nm) en ruimtelijke resolutie (m) voor Sentinel-2A MSI en Landsat-8 OLI (Yantao, Nguyen, & Cheng, 2019).....	24
Tabel 5: Bestaande built-up indexen (Ettehadi, 2019)	36
Tabel 6: Classificatie nauwkeurigheid van de verschillende benaderingen voor de Istanbul regio (Ettehadi, 2019).....	52
Tabel 7: Vergelijking van de Overall Accuracy en de Kappa coëfficiënt voor de Istanbul regio (Ettehadi, 2019).....	52
Tabel 8: Gebruikte indexen tijdens het onderzoek	56
Tabel 9: Formules van geteste (composite) multi-indexen	58
Tabel 10: Referentie data - GRB en Luchtfoto.....	61
Tabel 11: Resultaten Testen 1, 2, 5, 13, 15, 17, 22, 24, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 38.....	62
Tabel 12: Verschillen en overlappingsgebieden tussen de klassen “Vegetatie”, “Water” en “Andere” voor Testen 5, 15, 17 en 38	72
Tabel 13: Verschillen en overlappingsgebieden tussen de klassen “Vegetatie”, “Water” en “Andere” voor Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het rode spectrum.....	73
Tabel 14: Verschillen en overlappingsgebieden tussen de klassen ”Vegetatie”, “Water” en “Andere” voor Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het groene spectrum.....	73
Tabel 15: Verschillen en overlappingsgebieden tussen de klassen ”Vegetatie”, “Water” en “Andere” voor Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het blauwe spectrum	73
Tabel 16: Resultaten van de classificaties voor "Demer" en "Stedelijk"	79
Tabel 17: Ground truth, WVCMI - NDVI.....	91
Tabel 18: Commission en Omission, WVCMI - NDVI.....	92
Tabel 19: Producer's accuracy en User's accuracy, WVCMI - NDVI.....	93
Tabel 20: Overall accuracy en Kappa coëfficiënt, WVCMI - NDVI.....	94

Lijst van afkortingen

ATSAVI	<i>Adjusted Transformed Soil-Adjusted Vegetation Index</i>
BOA	<i>Bottom-Of-Atmosphere</i>
EM	Elektromagnetisch
ERTS-1	<i>Earth Resources Technology Satellite</i>
ESA	<i>European Space Agency</i>
FOV	<i>Field Of View</i>
FPA's	<i>Focal Plane Assemblies</i>
FWHM	<i>Full Width Half Maximum</i>
GIS	Geografisch Informatiesysteem
GNSS	<i>Global Navigation Satellite System</i>
GRB	Grootschalig Referentiebestand
IBI	<i>Index-based Built-up Index</i>
IPCC	<i>Intergovernmental Panel on Climate Change</i>
IR	Infrarood
LAI	<i>Leaf Area Index</i>
LVIS	<i>Long Visible</i>
MIR	<i>Middle Infrared</i>
MLA	<i>Machine Learning Algorithm</i>
MLT	<i>Machine Learning Techniques</i>
MNDWI	<i>Modified Normalized Difference Water Index</i>
MSI	<i>Multispectral Instrument</i>
MSS	<i>Multispectral Scanner</i>
MRS	Multi-resolutie segmentatie
NDBI	<i>Normalized Difference Built-up Index</i>
NDI	<i>Normalized Difference Index</i>
NDMI	<i>Normalized Difference Moisture Index</i>
NDTI	<i>Normalized Difference Tillage Index</i>

NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NDWI	<i>Normalized Difference Water Index</i>
NIR	<i>Near Infrared</i>
OLI	<i>Operational Land Imager</i>
PAN	<i>Panchromatic</i>
RF	<i>Random Forest</i>
SAVI	<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>
SGB	<i>Stochastic Gradient Boosting</i>
SNAP	<i>Sentinel Application Platform</i>
SNR	Signaal-Ruisverhouding
SVIS	<i>Short Visible</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
SWIR	<i>Short Wave Infrared</i>
TIR	<i>Thermal Infrared</i>
TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i>
TOA	<i>Top-Of-Atmosphere</i>
UNFCCC	<i>United Nations Framework Convention on Climate Change</i>
UV	Ultraviolet
V-I-S	<i>Vegetation-impervious-soil</i>
VI	Vegetatie-indexen
VIS	<i>Visible</i>
VWC	<i>Vegetation Water Content</i>
WS	<i>Watershed segmentation</i>
WVCMi	<i>Water Vegetation Composite Multi-Index</i>
WRS-2	<i>Worldwide Reference System-2</i>

Lijst met begrippen

- **Cirrusdetectie**
Detectie van dunne wolken die hoog gelegen zijn en vaak voorkomen bij helder weer. De wolken bestaan uit ijskristallen.
- **Discriminantanalyse**
De discriminantanalyse is een lineaire functie die op een optimale wijze onderscheid maakt tussen de twee groepen. De gewichten zijn zo gekozen, dat de totale som van de absolute waarden van de gewichten gelijk is aan 1.
- **Fenologische monitoring**
Detecteren van verschijnselen die voorkomen in de natuur, bijvoorbeeld bladverkleuring.
- **Field Of View**
Field of View is de waar te nemen omgeving op een bepaald moment.
- **Frequentie**
Eigenschap van een golf die beschrijft hoeveel golfpatronen of cycli in een bepaalde tijdsperiode voorbijgaan. Frequentie wordt vaak gemeten in Hertz (Hz), waar een golf met een frequentie van 1 Hz voorbij gaat met 1 cyclus per seconde.
- **Full Width Half Maximum**
De breedte van een piek in een functie op halve hoogte, m.a.w. het verschil tussen de punten waarin de functie de halve hoogte van de piek bereikt.
- **LibRadtran-stralingsoverdrachtmodel**
Het is een model om stralingsoverdrachtsberekeningen in de aardatmosfeer te bepalen. Het kan worden gebruikt voor het berekenen van radianties, bestralingen en fluxen.
- **Spectrum**
Een plot van de intensiteit van het licht op verschillende frequenties. Of de verdeling van golflengten en frequenties.
- **Straling**
Energie uitgestraald in de vorm van golven (licht) of deeltjes (fotonen).
- **Vegetatie stress**
Planten kunnen ook stress krijgen waardoor dit invloed heeft op de plant zelf. De planten groeien trager en zorgen voor minder opbrengst.
- **Zichtbaar licht**
Elektromagnetische straling op golflengten die het menselijk oog kan zien. Dat is te ervaren als kleuren variërend van rood (golflengten, ~ 700 nanometer (nm)) tot violet (golflengten, ~ 400 nm)

1 Inleiding

Wereldwijd stijgt het bevolkingsaantal continu. Hoe meer mensen op de planeet leven des te meer plaats verbruikt en voedsel geconsumeerd wordt. Aangezien het niet mogelijk is om gehele bossen te rooien voor de landbouw moet voorzichtig omgegaan worden met de ruimte. Indien daar geen rekening mee gehouden wordt, zal dat leiden tot een kleinere capaciteit van de groene longen van de aarde en ook een vermindering van de biodiversiteit. Een bijkomend belangrijk punt is de verandering van het klimaat dat de laatste 50 jaar meer voelbaar wordt. Dat heeft invloed op de vegetatie en water, waardoor het aantal geregistreerde natuurrampen toeneemt. Aangezien een natuurramp zeer verwoestend kan zijn, is de mogelijkheid tot opvolging en voorspelling cruciaal om schade te beperken.

In verschillende gebieden is echter niet genoeg geografische informatie aanwezig om dit op een goede manier uit te voeren. In data-arme gebieden zijn open source satellietbeelden vaak de enige vorm van input data. Om het landgebruik, de opvolging en voorspelling te bepalen, bestaan reeds veel classificatie-indexen, zoals voor vegetatie en water. De meeste van deze indexen zijn door onderzoekers ontwikkeld op basis van de banden van Landsat-beelden. Recent biedt Sentinel eveneens open source satellietbeelden aan met een betere resolutie dan de Landsat-beelden. Met behulp van de satellietbeelden in combinatie met het geografisch informatiesysteem (GIS) kunnen de voorgaande aspecten geoptimaliseerd worden.

Bij satelliet detectie van oppervlaktewaterlichamen, het watergehalte van de vegetatie, de toestand van het bodemwater en *wetlands* wordt gebruik gemaakt van reflecterende spectrale banden. Bij vegetatie gebeuren de meeste atmosferische uitwisselingen via de bladeren. Daarom is de hoeveelheid bladoppervlakte gerelateerd aan vele processen zoals fotosynthese, verdamping en transpiratie, onderschepping van neerslag en koolstofflux. De hoeveelheid van die uitwisseling is sterk gecorreleerd met de totale hoeveelheid bladoppervlakte. De bladoppervlakte van vegetatie wordt meestal gemeten of geschat in de vorm van de *Leaf Area Index* (LAI). LAI wordt door de *United Nations Framework Convention on Climate Change* (UNFCCC) en de *Intergovernmental Panel on Climate Change* (IPCC) beschouwd als een essentiële klimaat- en biodiversiteitsvariabele. Buiten het meten van LAI, kunnen de sensoren van de spectrale banden eveneens gebruikt worden om te onderzoeken of planten gezond, ziek of dood zijn, bij gewassen droogte heerst en of de oogst rijkelijk is. (Meyer, Heurich, Beudert, Premier, & Pflugmacher, 2019)

De satelliet detectie is nog steeds een actief onderzoeksgebied, mede door de intrede van de relatief nieuwe Sentinel satelliet die in een betere resolutie voorziet. Daarom werd in deze thesis onderzoek gedaan naar het ontstaan van de classificatie-indexen en werd de vergelijking gemaakt tussen Landsat- en Sentinel-beelden. Een eigen index voor “Vegetatie”, “Water” en “Andere” werd ontwikkeld op basis van Sentinel-banden en getest voor Vlaanderen. Tenslotte werd de index in een automatische tool gegoten, zodat de bruikbaarheid geoptimaliseerd werd.

2 Probleemstelling

Data-arme gebieden zijn vaak afhankelijk van *open-source* satellietbeelden voor het karteren van bijvoorbeeld landgebruik. Met dit doel werden reeds een aantal classificatie-indexen opgesteld voor gebruik met hoofdzakelijk de verschillende spectrale banden van Landsat-beelden. De recentere Sentinel satellieten leveren eveneens *open-source* satellietbeelden, maar met een betere resolutie en extra spectrale banden. De mogelijkheden om deze Sentinel-beelden te gebruiken voor de classificatie van landgebruik op basis van de bestaande indexen of om nieuwe en betere indexen te ontwikkelen, die optimaal gebruik maken van de spectrale banden van Sentinel, zijn nauwelijks onderzocht.

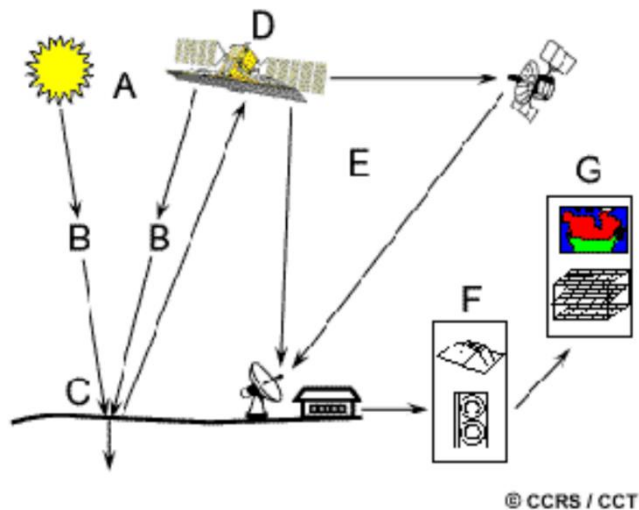
3 Literatuurstudie

3.1 Remote sensing

Remote sensing is een manier om informatie over voorwerpen te verkrijgen via gegevensverzameling en -analyse zonder dat het meetinstrument in direct contact komt met deze voorwerpen. In de praktijk verwijst de term meestal naar aardobservatie, waarbij sensoren gemonteerd op een vliegtuig, een helikopter of een satelliet informatie verzamelen over het aardoppervlak, al voldoet in principe elke vorm van fotografie en ruimtelijke scanning (zoals een MRI voor het opsporen van hersentumoren) aan de definitie. (ESA, 2019) In deze literatuurstudie wordt de bespreking van *remote sensing* beperkt tot de satelliettechnieken.

Eén van de belangrijkste voordelen van *remote sensing* met satellieten is de mogelijkheid om omvangrijke geografische observatiegebieden te monitoren. Hierdoor kan bijna de volledige aardbol worden geobserveerd. Dit gebeurt door de snelle verzameling van meetgegevens die op een langdurige basis, decennia lang, kunnen worden verzameld. Op de door *remote sensing* verzamelde meetgegevens kan vervolgens een deels geautomatiseerde verwerking en analyse worden uitgevoerd die een verdere verwerking en ontleding aanzienlijk bevorderen voor de gebruiker. Een voorbeeld hiervan is de *open-source software Sentinel Application Platform* (SNAP), diverse andere programma's zijn ook al dan niet vrij beschikbaar. Bijkomend kunnen “ontoegankelijke” regio's zoals bijvoorbeeld Antarctica in beeld gebracht worden zonder het beïnvloeden of aantasten van de geobserveerde objecten. In sommige gevallen kan de kostprijs voor het verzamelen van meetgegevens verkregen uit *remote sensing* lager liggen, in functie van de uitgestrektheid van het observatiegebied, dan bij andere meettechnieken die gelijkaardige meetgegevens verzamelen. (CRISP, 2001)

Een nadeel aan *remote sensing* met satellieten is de lagere ruimtelijke resolutie afhankelijk van het type sensor. Zo is bijvoorbeeld de ruimtelijke resolutie voor de rode, groene en blauwe banden van Sentinel-2, 10 meter (m) terwijl deze voor MODIS banden 1 en 2, 250 m bedraagt. Andere nadelen zijn de installatie van complexe systemen die een lange testfase vereisen. De vastgelegde gegevens die moeten worden gekalibreerd via in-situ gegevens. De atmosferische effecten die de kwaliteit van de afbeeldingen verminderen en moeten worden gecorrigeerd. De vaak voorkomende aanwezigheid van ruis in de data, afkomstig van andere bronnen dan de gewenste, zoals bijvoorbeeld *sun glitter*. *Sun glitter* is het fenomeen waarbij directe reflectie van zonlicht op het wateroppervlak resulteert in een intense bijdrage aan het opgenomen signaal. (Knockaert, 2019)



Figuur 1: Remote sensing proces de 7 onderdelen (Natural Resources Canada, 2015e)

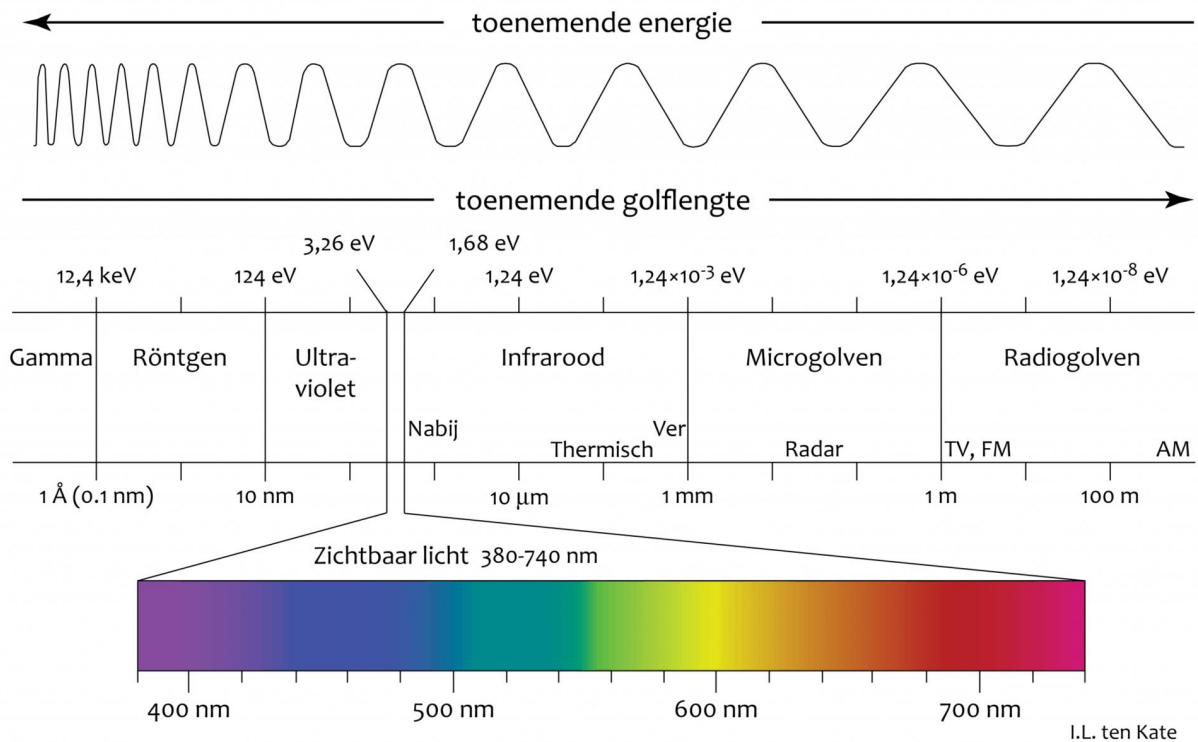
Bij *remote sensing* gaat het voornamelijk om de interactie tussen de invallende straling en de te onderzoeken objecten. Daarnaast omvat *remote sensing* het detecteren van uitgezonden energie en het gebruik van *non-imaging sensors*. *Non-imaging sensors* zijn microgolfradio-, microgolfooogte-, zwaartekracht-, Fourier-spectro-, laserafstands-, laserhoogtemeters en magnetische sensoren. (Japan Association of Remote Sensing, 2010) Dit wordt geïllustreerd op Figuur 1.

De eerste voorwaarde om aan *remote sensing* te kunnen doen, is het beschikken over een energiebron (A) die het te onderzoeken object / *target* (C) verlicht of voorziet van elektromagnetische energie, bijvoorbeeld de zon. De bron zal een energie uitzenden door de atmosfeer. Vervolgens zal de energie reflecteren op het target. Indien de reflectiviteit van het target hoog genoeg is, is het mogelijk dat de energie een tweede keer reflecteert op een ander target en dan pas naar de sensor terugkeert. De interactie tussen target en energie is afhankelijk van zowel de eigenschappen van de energie (straling) als die van het *target*. Nadat de straling is verstrooid of uitgestoten door het *target* is een sensor (D) nodig om de elektromagnetische straling te verzamelen en te registreren. De energie opgenomen door de sensor moet in elektronische vorm worden verzonden naar een ontvangend en verwerkend station (E) waar de gegevens worden verwerkt tot een afbeelding (*hardcopy* en/of digitaal). Het verwerkte beeld wordt visueel (en/of digitaal) of elektronisch geïnterpreteerd om informatie over het verlichte *target* (C) te verkrijgen. Het laatste onderdeel van het *remote sensing* proces wordt bereikt wanneer de ingewonnen informatie, die uit de beelden van het *target* werden gehaald, wordt toegepast om het *target* beter te begrijpen, nieuwe informatie te onthullen of te helpen bij het oplossen van een bijzonder probleem. (Natural Resources Canada, 2015e)

3.1.1 Basisprincipes van remote sensing

Het elektromagnetisch spectrum

Het elektromagnetisch (EM) spectrum is het bereik van alle EM-straling. Straling is energie die zich verplaatst en zich verspreidt vanuit een bron. Het zichtbare licht dat afkomstig is van een lamp of radiogolven die afkomstig zijn van een radiostation zijn twee soorten elektromagnetische straling. De andere soorten EM-straling die deel uitmaken van het elektromagnetisch spectrum zijn microgolven, infrarood- (IR), ultraviolet (UV) licht, röntgenstralen en gammastraling. Elektromagnetische straling kan worden beschreven als een stroom van massalose deeltjes, fotonen genaamd, die elk met een snelheid van licht in een golfachtig patroon reizen. Elk foton bevat een bepaalde hoeveelheid energie. De verschillende soorten straling worden bepaald door de hoeveelheid energie die in de fotonen wordt gevonden. (HEASARC, 2013) Zie Figuur 2.



Figuur 2: Het elektromagnetisch spectrum (Ginis, 2017)

Stralingsinteracties met objecten

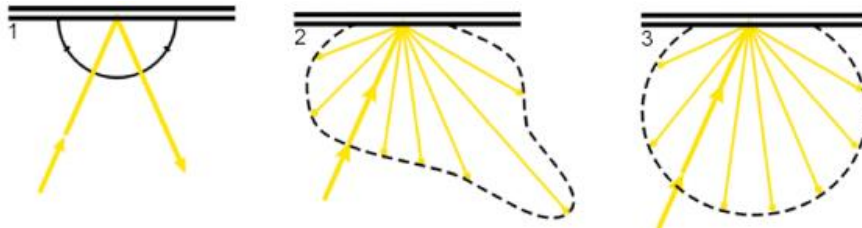
De straling afkomstig van de zon (in geval van een *remote sensing* met een passieve sensor) of uitgezonden door een actieve sensor die niet wordt geabsorbeerd, kan het aardoppervlak bereiken. Deze straling veroorzaakt drie mogelijke interacties, absorptie (A), transmissie (T) en reflectie (R) met de objecten waarmee ze in contact komt. De totale invallende energie (I) zal reageren met het oppervlak op één of meer van deze drie manieren. De verhoudingen hangen af van de golflengte van de energie, het materiaal en de staat van het object. Absorptie (A) treedt op wanneer straling wordt geabsorbeerd in het doelwit, terwijl transmissie (T) plaatsvindt wanneer straling door een doelwit gaat. Reflectie (R) treedt op wanneer straling terugkaatst van het doelwit en wordt omgeleid, zie Figuur 3. (Natural Resources Canada, 2015i)



Figuur 3: Stralingsinteracties met objecten (Natural Resources Canada, 2015)

Spectrale signatuur

Straling die op een voorwerp invalt, wordt deels geabsorbeerd, getransmitteerd en teruggekaatst. De verschillende materies absorberen niet hetzelfde deel van de straling en bijgevolg is het spectrum van de weerkaatste straling verschillend. Het EM-spectrum dat door een voorwerp teruggekaatst en uitgezonden wordt, noemt "spectrale signatuur". Het basisprincipe van de *remote sensing* is dat ieder object een kenmerkende spectrale signatuur bezit, waaraan het wordt herkend. Dit houdt in dat de gereflecteerde energie verschilt naargelang de golflengte van de invallende straling en dat die verschillen voortkomen uit de aard van de oppervlakken zelf (bv. oppervlaktestructuur, materie, ...). Dus theoretisch kan elk verschijnsel herkend worden door de gemeten ontvangen straling van elke golflengte te vergelijken met zijn gekende signatuur. In werkelijkheid kunnen echter zowel de objectkenmerken als de waarnemingsomstandigheden sterk variëren, waardoor het herkennen van verschijnselen wordt bemoeilijkt. Afhankelijk van de ruwheid van het oppervlak is de reflectie meer spiegelen of diffuus. In de praktijk treedt ook meestal een zekere gerichtheid van de diffusie op. De informatie die wordt ontvangen van een object, is dus afhankelijk van de verlichtingsrichting en van de observatierichting, zie Figuur 4. (Deruyter, 2018)

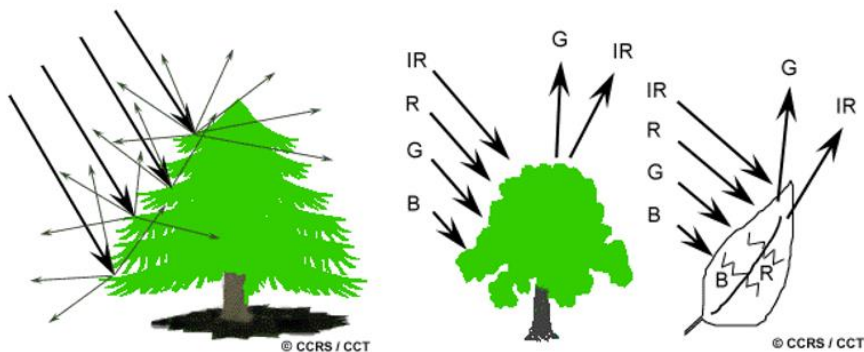


Figuur 4: Interactie tussen ontvangen straling, terreinobject en gereflecteerde straling (Deruyter, 2018)

Voorbeelden

A. Boom- en struikbladeren

Een chemische stof in bladeren, genaamd chlorofyl, absorbeert sterk de straling in de rode en blauwe golflengten, maar reflecteert groene golflengten. Bladeren lijken het 'groenst' in de zomer, wanneer het chlorofylgehalte maximaal is. In de herfst is minder chlorofyl in de bladeren, dus is minder absorptie en verhoudingsgewijs meer reflectie van de rode golflengten aanwezig, waardoor de bladeren rood of geel lijken (geel is een combinatie van rode en groene golflengten). De interne structuur van gezonde bladeren werkt als uitstekende diffuse reflectoren van *near infrared* (NIR) golflengten. Als ogen gevoelig zouden zijn voor NIR, zouden bomen op deze golflengten buitengewoon helder zijn. In feite is het meten en bewaken van de NIR-reflectie een manier waarop wetenschappers kunnen bepalen hoe gezond (of ongezond) vegetatie kan zijn, zie Figuur 5. (Natural Resources Canada, 2015i)



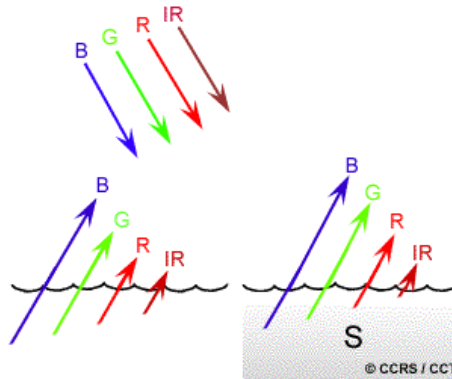
Figuur 5: Interactie straling met boombladeren (Natural Resources Canada, 2015)

B. Water

Long visible (LVIS) golflengten en NIR-straling worden meer door water geabsorbeerd dan *short visible* (SVIS) golflengten. Hierdoor ziet water typisch blauw of blauwgroen vanwege een sterkere reflectie bij deze kortere golflengten en donkerder indien het water bekeken wordt bij rode of NIR golflengten.

Als sediment aanwezig is in de bovenste lagen van het waterlichaam, dan zal dit een betere reflectie en een helderder uiterlijk van het water mogelijk maken. De schijnbare kleur van het water vertoont een lichte verschuiving naar langere golflengten. Het sediment, zie Figuur 6, kan gemakkelijk worden verward met ondiep (maar helder) water, aangezien deze twee verschijnselen erg op elkaar lijken. Chlorofyl in algen absorbeert meer van de blauwe golflengten en reflecteert de groene golflengten,

waardoor het water groener van kleur lijkt wanneer algen aanwezig zijn. De topografie van het wateroppervlak (ruwe, gladde, zwevende materialen, ...) kan ook leiden tot complicaties bij de water gerelateerde interpretatie vanwege mogelijke problemen met spiegelreflectie en andere invloeden op kleur en helderheid. (Natural Resources Canada, 2015i)

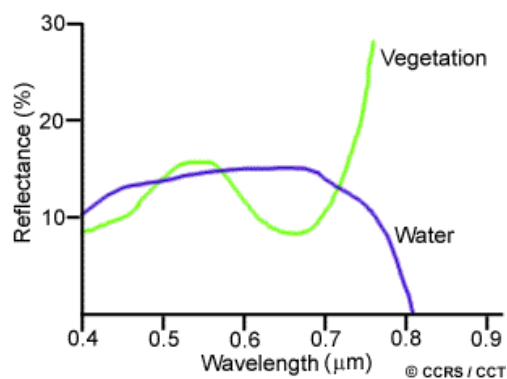


Figuur 6: Interactie straling met water (Natural Resources Canada, 2015)

Vergelijking spectrale signatuur

Door de spectrale signaturen van verschillende objecten te vergelijken, is het mogelijk een verschil te maken tussen de objecten, waar dit eventueel niet mogelijk is, als ze slechts op één golflengte worden vergeleken.

Water en vegetatie kunnen enigszins op dezelfde manier reflecteren in de zichtbare golflengten, maar zijn bijna altijd te scheiden in het infrarood. De spectrale signatuur kan vrij variabel zijn, zelfs voor hetzelfde doelttype en kan ook variëren met de tijd, bijvoorbeeld de "groenheid" van bladeren en locatie, zie Figuur 7. Weten waar spectraal te 'kijken' en de factoren te begrijpen die de spectrale signatuur van de interessante objecten beïnvloeden, zijn van cruciaal belang voor het correct interpreteren van de interactie van EM-straling met het oppervlak. (Natural Resources Canada, 2015i)



Figuur 7: Spectrale signatuur van vegetatie en water (Natural Resources Canada, 2015)

Registratie van elektromagnetische straling met sensoren

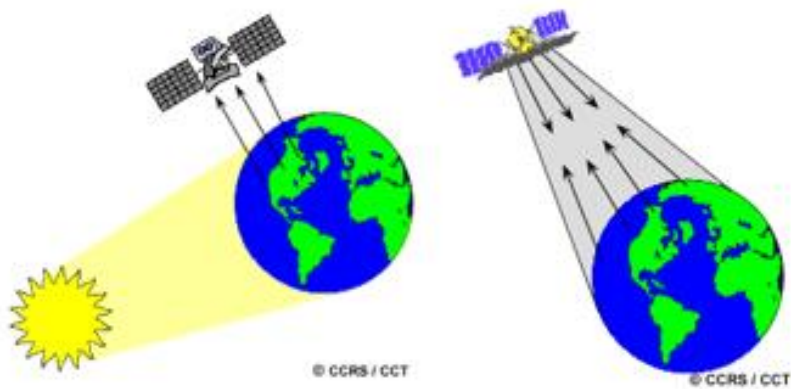
Zoals beschreven in het vorige gedeelte van dit hoofdstuk, reflecteert en zendt elke materie op aarde elektromagnetische energie uit. Bij *remote sensing* wordt de stralingsintensiteit van bepaalde golflengten gemeten. Oorspronkelijk werden de metingen gedaan in het visuele gedeelte van het elektromagnetisch spectrum. Technologische ontwikkelingen maken het nu ook mogelijk om informatie op te pikken uit andere golflengten van het EM-spectrum, zoals infrarood en microgolven. (CRISP, 2001)

Remote sensing omvat dus het meten van energie in de verschillende delen van het EM-spectrum en dit vindt plaats in spectrale banden. Een spectrale band is gedefinieerd als een discrete opdeling van het EM-spectrum. Satellietsensoren zijn bijvoorbeeld ontworpen om reacties in bepaalde spectrale banden te meten, om een onderscheid van de belangrijkste oppervlaktekenmerken mogelijk te maken. De wetenschapper kiest een bepaalde spectrale band voor het verzamelen van gegevens, afhankelijk van wat die wil onderzoeken. De gegevens die door de sensoren worden vastgelegd en geregistreerd, moeten worden geanalyseerd met behulp van interpretatie- en meettechnieken om nuttige informatie over het onderwerp te bieden. De techniek varieert van eenvoudige traditionele methoden van visuele interpretatie tot gecompliceerde methoden met behulp van computerverwerking. (Vlaams Instituut voor de Zee, 2018)

De keuze van de wetenschapper kan zowel voor één band zijn als een combinatie van banden. Monospectrale of panchromatische systemen gebruiken maar één band en leveren een zwart-wit beeld. Wanneer gegevens verzameld worden over meerdere banden, wordt verwezen naar multispectrale (verschillende banden), superspectrale (tientallen) of hyperspectrale (honderden) data. (CRISP, 2001)

Soorten sensoren

Remote sensing systemen die de van nature aanwezige energie meten, worden passieve sensoren genoemd. Deze sensoren kunnen alleen worden gebruikt om energie te detecteren, wanneer de van nature voorkomende energie beschikbaar is. Dit wil zeggen dat voor alle gereflecteerde energie dit alleen kan plaatsvinden als de zon de aarde verlicht, zie Figuur 8. Wanneer 's nachts geen gereflecteerde energie beschikbaar is van de zon, is het niet mogelijk om aan remote sensing te doen met dergelijke sensoren. Energie die op natuurlijke wijze wordt uitgezonden, zoals thermisch infrarood, kan zowel dag als nacht worden gedetecteerd, op voorwaarde dat de hoeveelheid energie groot genoeg is om te worden geregistreerd. (Natural Resources Canada, 2015h)



Figuur 8: Passieve sensor - Actieve sensor (Natural Resources Canada, 2015)

Actieve sensoren bieden daarentegen hun eigen energiebron voor verlichting. De sensor zendt straling uit die is gericht op het target dat moet worden onderzocht. De straling die door dat doel wordt gereflecteerd, wordt door de sensor gedetecteerd en gemeten. Voordelen voor actieve sensoren omvatten de mogelijkheid om op elk moment metingen te verkrijgen, ongeacht het tijdstip van de dag of het seizoen. Actieve sensoren kunnen worden gebruikt voor het onderzoeken van golflengten die niet voldoende door de zon worden geleverd, zoals microgolven of om de manier waarop een doel wordt verlicht beter te regelen. Actieve systemen vereisen echter het genereren van een vrij grote hoeveelheid energie om *targets* doelgericht te verlichten. (Natural Resources Canada, 2015h)

3.2 Landsat en Sentinel satellieten

Doordat het type satellietbeelden een belangrijk onderdeel vormen binnen dit onderzoek, zal in dit hoofdstuk hier dieper op in gegaan worden. Onderscheid werd gemaakt tussen de Landsat en Sentinel satellieten.

3.2.1 Landsat

Op 23 juli 1972 slaagden *The Department of the Interior*, *NASA* en *The Department of Agriculture* erin om de eerste civiele aardobservatie satelliet te ontwerpen en te lanceren. De lancering van de *Earth Resources Technology Satellite* (ERTS-1) werd later “Landsat-1” genoemd. De volgende lanceringen werden respectievelijk “Landsat-2 (1975)”, “Landsat-3 (1978)”, “Landsat-4 (1982)”, “Landsat-5 (1984)”, “Landsat-6 (1993)”, “Landsat-7 (1999)”, “Landsat-8 (2013)”, “Landsat-9 (2020)” genoemd. (USGS, 2019)

Landsat-8

De Landsat-8 satellieten meten aardse en polaire gebieden van de aarde in het zichtbare licht, NIR, *short wave infrared* (SWIR) en *thermal infrared* (TIR). Naast het routinegebruik voor ruimtelijke ordening en monitoring op regionale tot lokale schaal, ondersteuning van rampenbestrijding en evaluaties alsook monitoring van het watergebruik, dienen de metingen van Landsat-8 direct voor NASA-onderzoek. Het onderzoek heeft betrekking op de aandachtsgebieden voor klimaat, meer bepaald, koolstofcyclus, ecosystemen, watercyclus, biogeochemie en aardoppervlak/interieur. Dit wil zeggen dat de Landsat-8 ideaal is voor de studie naar landgebruik. Ongekende veranderingen in bodembedekking en bodemgebruik hebben ingrijpende gevolgen voor het weer en klimaatverandering, ecosysteemfuncties en -diensten, koolstofcyclus en -opslag, beheer van hulpbronnen, de nationale en mondiale economie, menselijke gezondheid en samenleving. (Masek J. G., 2019)

De Landsat-8 satelliet roteert rond de aarde in een polaire baan, op een hoogte van 705 km, een inclinatiehoek van 98,2° en een draaiing rond de aarde elke 99 minuten. De volledige cyclus duurt 16 dagen. (USGS, 2019)

Het gebruikte referentiesysteem voor deze satelliet is het *Worldwide Reference System-2* (WRS-2). De bekomen overlap rond de evenaar bedraagt 7%. De overlap op extreme hoogtes kan een maximum behalen van 85%. De opnamegrootte is 170 km x 185 km. De data van deze opnames zijn downloadbaar van *EarthExplorer*, *GloVis* en *LandsatLook Viewer*. (USGS, 2019)

Landsat-8 instrumenten

Landsat-8 bestaat uit twee grote segmenten: het observatorium en het grondstelsel. Het observatorium bestaat uit een box voor opslag en de nuttige lading van twee aardobservatiesensoren, de *Operational Land Imager* (OLI) en de *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). (Masek J. G., 2019)

De OLI meet in het zichtbare NIR en SWIR gedeelte van het spectrum. De beelden hebben een panchromatische resolutie van 15 m en een multispectrale ruimtelijke resolutie van 30 m over een strook van 185 km breed, die grote delen van het landschap van de aarde beslaat en tegelijkertijd voldoende resolutie biedt. Hierdoor kunnen kenmerken zoals stedelijke centra, boerderijen, bossen en andere vormen van landgebruik onderscheiden worden. (Masek J. G., 2019)

De TIRS meet de landoppervlakte temperatuur in twee thermische banden met een recente technologie die kwantumfysica toepast om warmte te detecteren. TIRS werd toegevoegd aan de satellietmissie toen duidelijk werd dat de beheerders van de staatswaterbronnen konden vertrouwen op de zeer nauwkeurige metingen van de thermische energie van de aarde. Dit werd verkregen door de voorgangers van Landsat-8 (Landsat-5 en Landsat-7) en is bedoeld om bij te houden hoe land en water gebruikt worden. (Masek J. G., 2019)

OLI en TIRS verzamelen wetenschappelijke gegevens voor Landsat-8. De twee sensoren verzamelen samenvallende multispectrale digitale beelden van het wereldwijde landoppervlak met inbegrip van kustgebieden, poolijs, eilanden en de continentale gebieden. De beelden worden vervolgens opgeslagen en doorgestuurd naar de grondstations, waarna de beelden verwerkt worden. (Masek J. G., 2019)

Landsat-8 data-producten

De standaard data-producten van Landsat worden door middel van de *Landsat Product Generation System* (LPGS) verwerkt. Hierbij worden standaard parameters gebruikt. Standaard wordt dan Landsat *Level-1* data verkregen. Het "Level" wordt bekomen door het aantal grondcontrolepunten (GCP), de hoogtegegevens van het digitaal hoogtemodel (DEM) en/of gegevens die door de sensor van het ruimtevoertuig zelf verzameld worden. Verder wordt verschil gemaakt tussen *Level-1TP*, *Level-1GT* en *Level-1GS*. TP staat voor *Terrain Precision Correction*. Dit wil zeggen dat de data radiometrisch gekalibreerd wordt en de effecten van tilt en reliëf weggewerkt worden door middel van GCP en DEM's. Verschuivingen worden op deze manier gecorrigeerd. GT staat voor *Systematic Terrain Correction*. De data wordt hier eveneens radiometrisch gekalibreerd met systematisch geometrische correcties. De geometrische correcties worden bekomen door het ruimtevoertuig zelf. DEM-gegevens zorgen voor een correctie van de verschuiving. GS staat voor *Geometric Systematic Correction*. Een radiometrische kalibratie met enkel systematisch geometrische correcties van het ruimtevoertuig wordt hierbij gebruikt. (USGS, 2019)

Landsat-8 banden

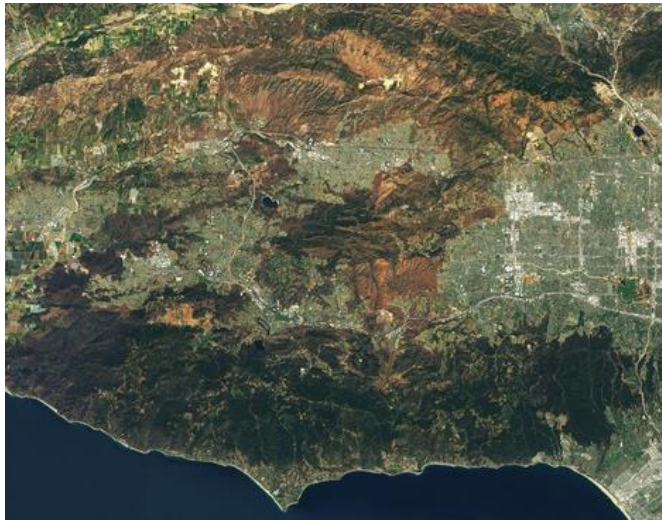
Landsat-8 meet 11 verschillende golflengte-intervallen binnen het elektromagnetisch spectrum. Elke golflengte-interval wordt voorgesteld als een band. Hieronder worden de verschillende banden en het verschil ertussen weergegeven in micrometer (μm). (Masek J. G., 2019)

Tabel 1: Landsat-8 banden (Masek J. G., 2019)

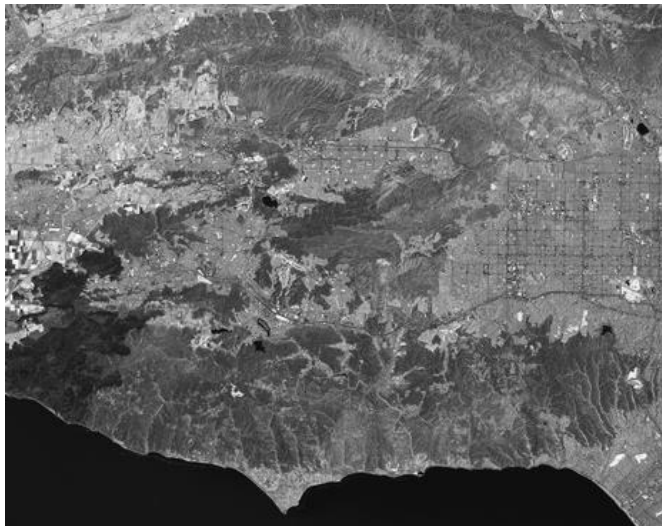
<i>Negen spectrale banden, inclusief een panchromatische band van de OLI</i>			
<i>Band nummer</i>	<i>Band naam</i>	<i>Bereik van banden (μm)</i>	<i>Resolutie (m)</i>
1	Visible (VIS)	0,43 – 0,45	30
2	BLAUW	0,45 – 0,51	30
3	GROEN	0,53 – 0,59	30
4	ROOD	0,64 – 0,67	30
5	NIR	0,85 – 0,88	30
6	SWIR 1	1,57 – 1,65	30
7	SWIR 2	2,11 – 2,29	30
8	Panchromatisch (PAN)	0,50 – 0,68	15
9	Cirrus	1,36 – 1,38	30
<i>Twee spectrale banden van de TIRS</i>			
10	TIRS 1	10,6 – 11,19	100
11	TIRS 2	11,5 – 12,51	100

Tabel 2: Weergave en uitleg - banden Landsat-8 (Masek J. G., 2019)

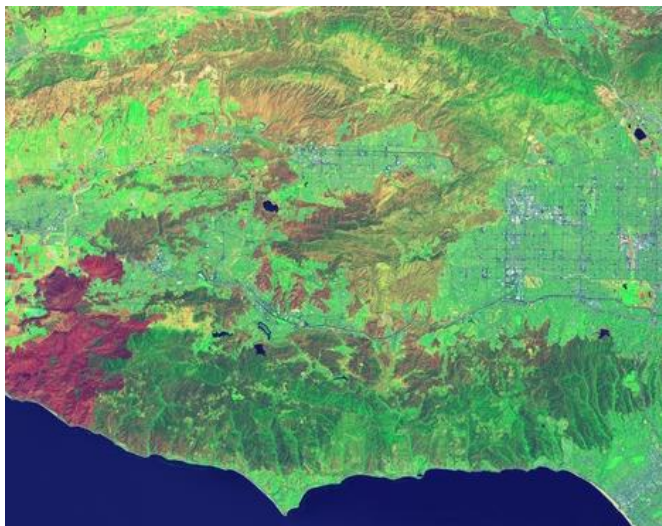
Weergave beeld (Masek J. G., 2019)	Uitleg
	<p>Band 1 zal de donkerblauwe en violette kleuren viseren. Blauw licht is namelijk moeilijk op te vangen uit de ruimte, omdat het gemakkelijk wordt verspreid door kleine stofdelen en water in de lucht en door de luchtmoleculen zelf. Dit is één van de redenen waarom dingen op grote afstand (zoals bergen aan de horizon) blauw lijken en waarom de lucht blauw is. Net zoals veel blauwe lucht te zien is op een zonnige dag, als naar de hemel gekeken wordt, zo ziet Landsat-8 de hemel eronder als die door dezelfde lucht naar beneden kijkt. Dat deel van het spectrum is moeilijk te verzamelen met voldoende gevoeligheid om nuttig te zijn en band 1 was het enige instrument in zijn soort dat open data produceerde met deze resolutie, wat één van de vele dingen was die de satelliet bijzonder maakte. Recent biedt Sentinel-2 dit ook. Band 1 wordt ook wel de <i>coast/aerosolband</i> genoemd, naar zijn twee belangrijkste toepassingen: beeldvorming in ondiep water en het volgen van fijne deeltjes zoals stof en rook. Op zich lijkt de uitvoer veel op band 2 (blauwe band), maar zit het contrast in gebieden met meer diepblauwe kleuren. (Masek J. G., 2019)</p>



Banden 2, 3 en 4 zijn gelegen in het zichtbare spectrum van respectievelijk blauw, groen en rood. (Masek J. G., 2019)



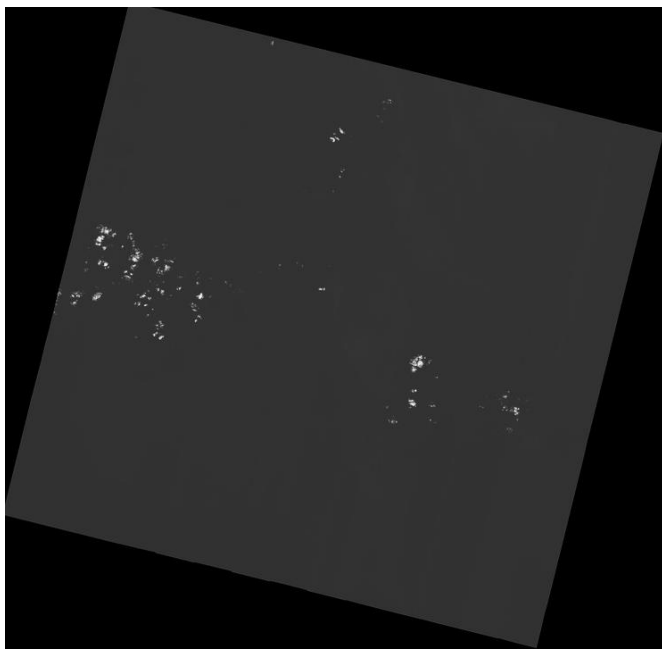
Band 5 meet de NIR. Dit deel van het spectrum is vooral belangrijk voor de ecologie, omdat gezonde planten NIR reflecteren. Het water in hun bladeren verspreidt namelijk de golflengten terug in de lucht. In combinatie met andere banden kan de gezondheid van planten nauwkeuriger gemeten worden, dan wanneer alleen gebruik gemaakt wordt van de groene band (band 3). (Masek J. G., 2019)



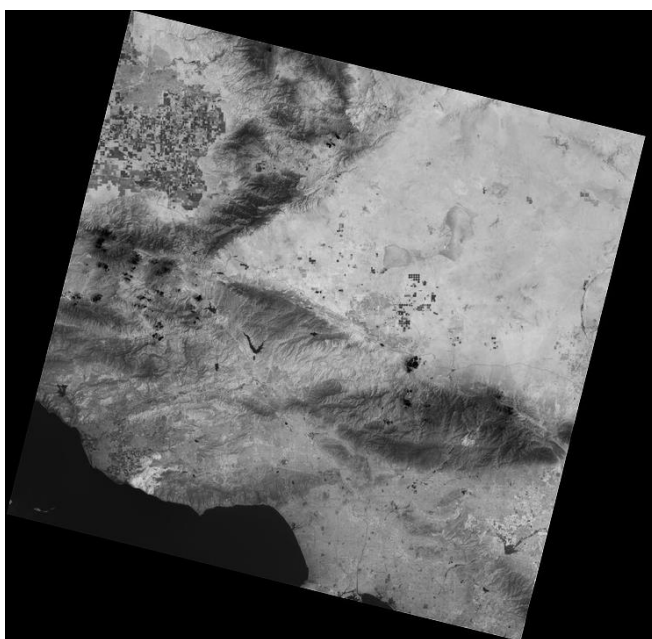
Banden 6 en 7 bedekken verschillende delen van het SWIR. Ze zijn vooral nuttig om natte aarde van droge te onderscheiden en voor de geologie. Rotsen en bodems die in andere banden vaak hetzelfde lijken, hebben vaak sterke contrasten in SWIR. (Masek J. G., 2019)



Band 8 is de panchromatische (PAN) band. Deze werkt net als een zwart-wit film. In plaats van het verzamelen van zichtbare kleuren afzonderlijk, combineert de band ze in één kanaal. Omdat deze sensor meer licht in één keer kan zien, is het de scherpste van alle banden met een resolutie van 15 m. (Masek J. G., 2019)



Band 9 toont het minst, maar bezit toch één van de meest interessante eigenschappen van Landsat-8. Het beslaat een zeer dun stukje golflengte: slechts 1370 ± 10 nm. Weinig ruimte-instrumenten verzamelen dit deel van het spectrum, omdat de atmosfeer bijna alles absorbeert. Landsat-8 maakt hier een voordeel van. Net omdat de grond in deze band nauwelijks zichtbaar is, moet alles wat duidelijk voorkomt zeer helder reflecteren en/of zich boven het grootste deel van de atmosfeer bevinden. Hierdoor kunnen wolken geregistreerd worden. (Masek J. G., 2019)



Banden 10 en 11 bevinden zich in het TIR, die de warmte waarneemt. In plaats van de temperatuur van de lucht te meten (zoals weerstations doen) rapporteren ze over de grond zelf, wat een verschil in temperatuur kan betekenen. (Masek J. G., 2019)

3.2.2 Sentinel

De Sentinel Satellietvloot maakt deel uit van het Copernicus-programma, het aardobservatieprogramma van de Europese Commissie dat voorheen bekend stond als *Global Monitoring for Environment and Security* (GMES). Copernicus streeft naar een autonome en operationele aardobservatiecapaciteit. (Spaceflight 101, 2019)

Het programma gebruikt gegevens van satellieten en lucht- en grondstations om een uitgebreide reeks land-, atmosferische en oceanografische parameters te bieden, ter ondersteuning van de behoeften van het milieu- en veiligheidsbeleid. Copernicus kan op vlak van waarnemingen opgedeeld worden in zes hoofdtakken, waaronder land, oceaan, rampenbestrijding, atmosfeer, veiligheid en klimaatverandering. (Spaceflight 101, 2019)

Het GMES-programma werd in 1998 opgericht door de Europese Commissie en het GMES-partnerschap. Het Europese ruimtevaartbeleid erkende GMES als een Europees vlaggenschip naast het Galileo-navigatiesysteem, waardoor diepgaande studies voor het ruimtesegment van start konden gaan. (Spaceflight 101, 2019)

Voor de eerste fase van GMES werd gebruik gemaakt van ruimtegegevens van de huidige missies van *European Space Agency* (ESA), EUMETSAT en die van de ESA/EUMETSAT-lidstaten. Om de duurzaamheid van het operationele programma op lange termijn te waarborgen, zette GMES zijn eigen specifieke ruimtesegment op dat bestond uit verschillende satellieten met verschillende bewakingsladingen. (Spaceflight 101, 2019)

In 2012 werd GMES door de Europese Commissie omgedoopt tot Copernicus om de grote Europese wetenschapper en waarnemer, Nicolaus Copernicus, te eren. (Spaceflight 101, 2019)

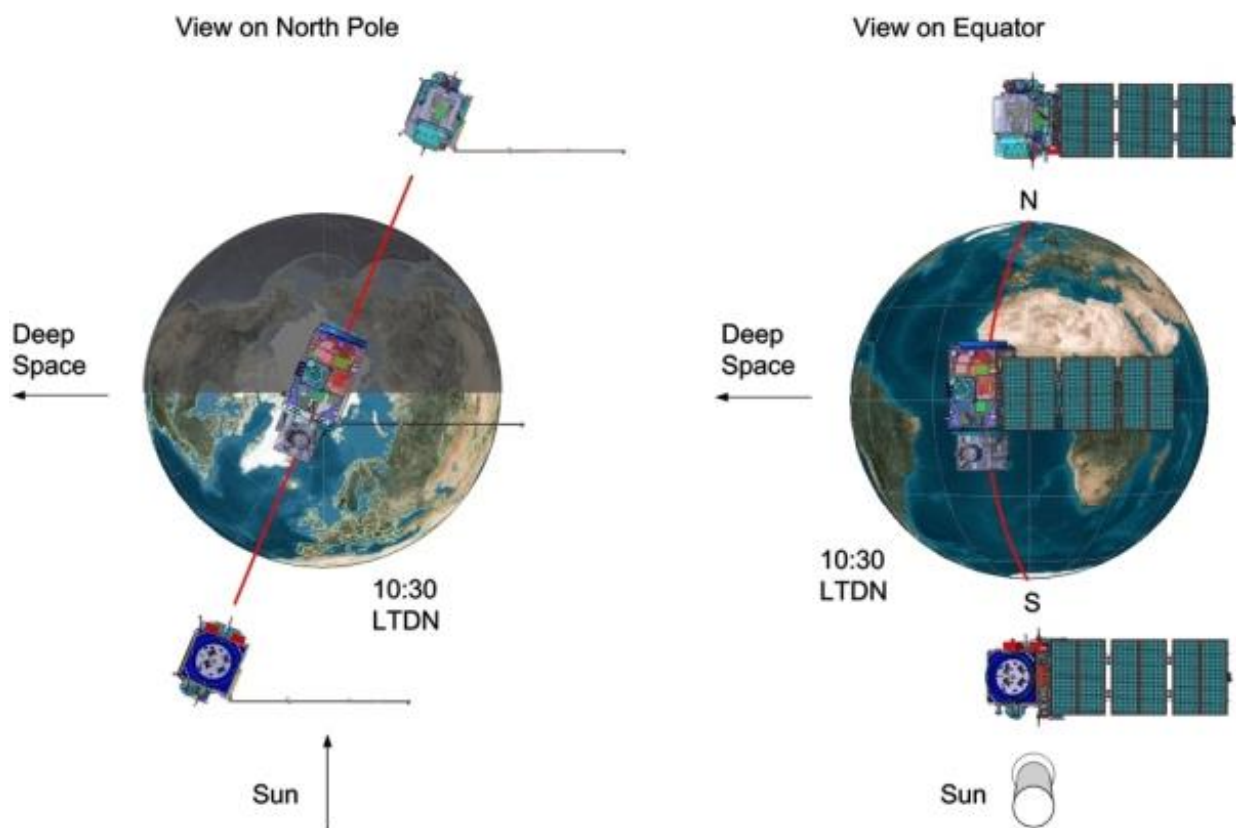
De ingebruikname van de Copernicus-satellietconstellatie werd gestart in 2014 en staat bekend als Sentinel. De volgende ruimtevaartuigen maken deel uit van deze constellatie: “Sentinel-1”, “Sentinel-2”, “Sentinel-3”, “Sentinel-4”, “Sentinel-5”, “Sentinel-5P”, “Sentinel-6”. (Spaceflight 101, 2019)

Sentinel-2

Sentinel-2 bevat twee satellieten waarbij de eerste (Sentinel-2A) gelanceerd werd in 2015. Vervolgens werd Sentinel-2B de tweede satelliet in 2017 gelanceerd. De satellieten maken gebruik van een multispectrale optische beeldvormer om beelden te verkrijgen. Deze beelden worden gebruikt voor landobservatie, vegetatiemonitoring, bodem- en waterbedekkingsbeoordelingen, atmosferische waarnemingen en andere dataproducten. Het Landsat-programma en zijn Europese tegenhangers kunnen door Sentinel-2 een continuïteit van de gegevens verkrijgen en verwerken. De satelliet heeft namelijk een infraroodbeeldvormer in het zichtbare spectrum dat een groot deel van de satelliet omvat en een herhalingsperiode van 7 dagen garandeert. (Spaceflight 101, 2019)

Sentinel-2 is dus een Europese hoog-resolutie, multispectrale beeldvormingsmissie, die in staat is een brede strook in één keer op te nemen en die ten goede komt aan de Copernicus thema's, zoals klimaatverandering, landmonitoring, rampenbeheer en veiligheid. Dit maakt dat Sentinel-2 een goede opvolger is voor de Landsat-8. (ESA, 2019) In de masterproef zal hiermee gewerkt worden.

De Sentinel-2 missie bestaat uit een tweeling satellieten, die in éénzelfde baan rond de aarde roteren, maar 180° ten opzichte van elkaar gefaseerd staan. De missie is ontworpen om een hoge temporele resolutie te bereiken van 5 dagen aan de evenaar. De baanconfiguratie van de Sentinel-2 satellieten is te zien op Figuur 9. Sentinel-2 bezit een optische instrument-lading welke 13 spectrale banden onderscheidt. De breedte van de strook van de terreinoppervlakte, die waargenomen wordt, is 290 km. (ESA, 2019)



Figuur 9: De tweeling satellieten Sentinel-2 orbitale configuratie (courtesy Astrium GmbH) (ESA, 2019)

De doelstellingen voor Sentinel-2 zijn uiteengezet in het *Mission Requirements Document*. Hierin zijn volgende doelen vermeld (ESA, 2019):

- systematische wereldwijde acquisities van hoge resolutie multispectrale beelden met hoge frequentie, welke eveneens een hoge herhalingsfrequentie bezitten
- continuïteit van multispectrale beelden van de SPOT-satellietseries en de USGS Landsat *Thematic Mapper-instrument*
- observatiegegevens voor de volgende generatie operationele producten, zoals landbedekkingskaarten, detectiekaarten voor verandering in het landgebruik en geofysische variabelen

Sentinel-2 instrumenten

De Sentinel-2 vloot bestaat uit een ruimtelijk segment en een grondsegment. Bij het ruimtelijk segment zijn de twee identieke satellieten gelijktijdig operationeel. De positie van elke Sentinel-2 satelliet in zijn baan wordt gemeten met behulp van een *Global Navigation Satellite System* (GNSS) ontvanger. De orbitale nauwkeurigheid wordt in stand gehouden door een speciaal aandrijfsysteem. (ESA, 2019)

Vervolgens bevat het ruimtelijk segment het *Multispectral Instrument* (MSI), wat gezien kan worden als het meettoestel van Sentinel-2. Het MSI meet namelijk de gereflecteerde straling van de aarde in 13 spectrale banden van het VNIR tot het SWIR. De bandbreedte (in nm) wordt gemeten bij *Full Width Half Maximum* (FWHM). (ESA, 2019)

Het MSI werkt passief door het verzamelen van zonlicht dat door de aarde wordt gereflecteerd. De nieuwe gegevens worden verkregen, wanneer de satelliet zich langs zijn baan om de aarde beweegt. Het MSI maakt gebruik van een *push-broom concept*. Een *push-broom sensor* werkt door het verzamelen van rijen beeldgegevens over het baanvlak en maakt gebruik van de voorwaartse beweging van het ruimteschip langs de baan van de satelliet om nieuwe rijen te verkrijgen. De gemiddelde observatieperiode over land en kustgebieden is ongeveer 17 minuten en de maximale observatieperiode is 32 minuten. De inkomende lichtstralen, die van de aarde en de atmosfeer worden gereflecteerd naar het MSI-instrument, worden opgevangen en via een bundelsplitser gefocust op twee *Focal Plane Assemblies* (FPA's). Eén lichtstraal zal dienen voor de 10 VNIR-banden, de andere voor de 3 SWIR-banden. Het optisch ontwerp bij de MSI-telescoop maakt een *Field Of View* (FOV) van 290 km mogelijk. (ESA, 2019)

Vervolgens wordt buiten het ruimtelijk segment eveneens gebruik gemaakt van een grondsegment. Het grondsegment zal dienen voor het bewaken en besturen van het Sentinel ruimtevaartuig, zal de meetgegevens verzamelen, verwerken, archiveren en verspreiden naar de eindgebruikers. Vervolgens kan het grondsegment aanvullende ondersteuning bieden voor kalibratie- en valideringsactiviteiten. (ESA, 2019)

Sentinel-2 data-producten

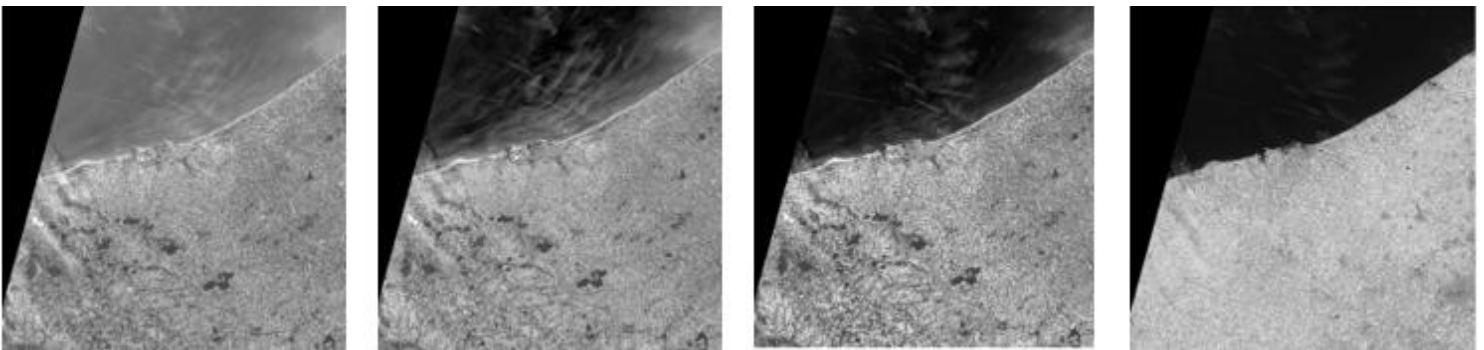
Net zoals bij Landsat zijn voor Sentinel-2 verschillende soorten data beschikbaar, namelijk *Level-0*, *Level-1A*, *Level-1B*, *Level-1C* en *Level-2A*. *Level-0* zijn gecomprimeerde ruwe data, die al de benodigde informatie bieden, om *Level-1* en hoger aan te maken. *Level-1A* is niet-gecomprimeerde ruwe data met spectrale banden die samen geregistreerd worden met één of twee pixelnauwkeurigheden. *Level-1B* gegevens zijn radiometrisch gecorrigeerde stralingsgegevens. Het fysieke geometrische model wordt verfijnd met behulp van de beschikbare GCP's. *Level-0*, *Level-1A* en *Level-1B* producten zijn niet beschikbaar voor gebruikers. *Level-1C* producten voorzien data, waarbij de effecten van tilt en reliëf weggewerkt worden door middel van GCP en DEM's. De data maken gebruik van *Top-Of-Atmosphere* (TOA) reflectie. TOA is een eenheidsloze meting die de verhouding tussen de gereflecteerde straling en

de invallende zonnestraling op een bepaald oppervlak weergeeft. *Level-2A* biedt eveneens data waarbij de effecten van tilt en reliëf weggewerkt worden door middel van GCP en DEM's. Hier wordt gebruik gemaakt van *Bottom-Of-Atmosphere* (BOA) reflectie, wat opgevat kan worden als een reflectie die gemeten zou worden net boven de vegetatie. De producten van *Level-1C* en *Level-2A* zijn beschikbaar voor gebruikers via de *Copernicus Open Acces Hub (SciHub)*. De verwerving, verwerking, archivering en verspreiding van *Level-0* tot en met *Level-2A* wordt uitgevoerd door het grondsegment van Sentinel-2. (ESA, 2019)

Sentinel-2 banden

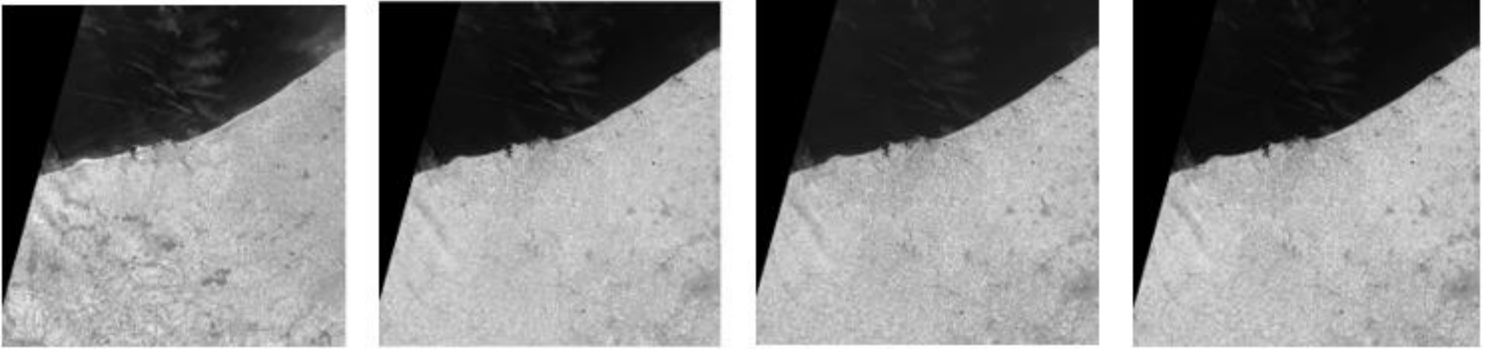
Het Sentinel-2 MSI bezit 13 spectrale banden die variëren van het VNIR tot het SWIR. Bij deze 13 banden zijn drie verschillende ruimtelijke resoluties mogelijk. Een ander onderscheid kan gemaakt worden door middel van de radiometrische resolutie. Dit is het vermogen om verschillen in lichtintensiteit of reflectie te differentiëren. Hoe groter de radiometrische resolutie, hoe nauwkeuriger het waargenomen beeld is. De radiometrische resolutie wordt routinematig uitgedrukt als een bit getal, meestal in het bereik van 8 tot 16 bits. De radiometrische resolutie van het MSI-instrument is 12 bits, waardoor het beeld kan worden verkregen over een bereik van 0 tot 4.095 potentiële lichtintensiteitswaarden. De radiometrische nauwkeurigheid is minder dan 5%. Copernicus streeft ernaar om een nauwkeurigheid van 3% te behalen. De radiometrische resolutie is ook afhankelijk van de signaal-ruisverhouding (SNR) van de detector. (ESA, 2019)

Vier banden (banden 2, 3, 4 en 8 (zie Figuur 10)) bezitten een resolutie van 10 m, waarvan drie RGB-banden ((rood (~665 nm), (groen (560 nm)) en (blauw (~497 nm)) zijn en de overige band een NIR-band (835 nm). (ESA, 2019) De banden worden gebruikt om missies te ondersteunen, zoals SPOT-5 of Landsat-8. De missies moeten namelijk voldoen aan de eisen van de gebruiker, in het bijzonder voor de basisclassificatie van landbedekking. Dit wordt door de banden bereikt. (Satellite Imaging Corporation, 2019)

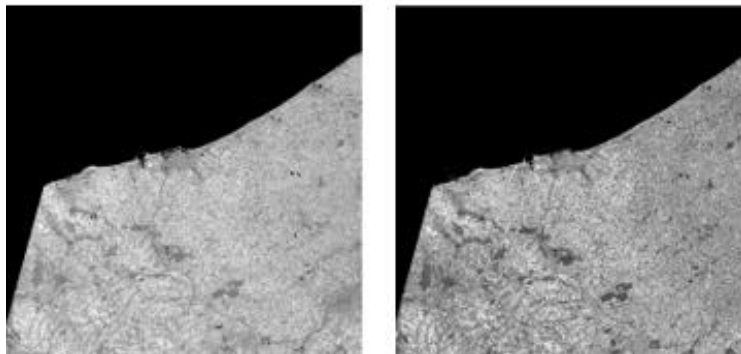


Figuur 10: Respectievelijk banden 2, 3, 4 en 8 van Sentinel-2A

Vervolgens bezitten zes banden (banden 5, 6, 7, 8A, 11 en 12 (zie Figuur 11 en Figuur 12)) een resolutie van 20 m, waarvan vier banden (zie Figuur 11) zich in het VNIR-vegetatiegebied met een REDedge (~704 nm, ~740 nm, ~740 nm, ~783 nm en ~865 nm) bevinden en de overige twee, brede SWIR-banden (zie Figuur 12) (1610 nm en 2190 nm) voorstellen. De SWIR-banden worden voor toepassingen zoals sneeuw-, ijs-, bewolkings- of wolkdetectie gebruikt. Door middel van de SWIR-banden kan ook het vochtgehalte van de vegetatie bepaald worden. (ESA, 2019)

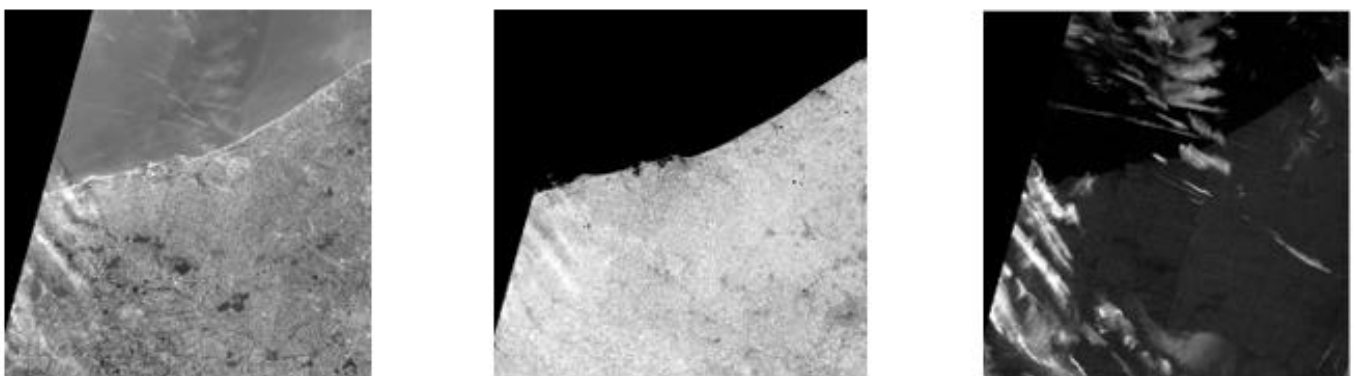


Figuur 11: Respectievelijk banden 5, 6, 7 en 8A van Sentinel-2A



Figuur 12: Respectievelijk banden 11 en 12 van Sentinel-2A

De laatste drie banden (banden 1, 9 en 10 (zie Figuur 13)) zijn voorzien van een resolutie van 60 m. Deze banden richten zich op wolken screening, atmosferische correcties (~443 nm voor aërosolen en 945 nm voor waterdamp) en cirrusdetectie (~1374 nm). (ESA, 2019)



Figuur 13: Respectievelijk banden 1, 9 en 10 van Sentinel-2A

De verkregen gegevens, de dekking van de missies en de hoge herbestemmingsfrequentie zorgen voor het genereren van geo-informatie op lokale, regionale, nationale en internationale schaal. De gegevens zijn zodanig ontworpen zodat deze gewijzigd en aangepast kunnen worden door gebruikers, die geïnteresseerd zijn in thematische gebieden zoals: ruimtelijke ordening, monitoring van landbouw en milieu, watercontrole, bewaking van bossen, vegetatie, landkoolstof, natuurlijke hulpbronnen en wereldwijde gewasbewaking. (ESA, 2019) In Tabel 3 worden de banden van Sentinel-2A en Sentinel-2B weergegeven.

Tabel 3: Sentinel-2A en Sentinel-2B banden (EOS, 2019)

Sensor	Band nummer	Band naam	Sentinel-2A		Sentinel-2B		Resolutie (m)
			Centrale golflengte (nm)	Bandbreedte (nm)	Centrale golflengte (nm)	Bandbreedte (nm)	
MSI	1	Kust/aërosol	443,9	27	442,3	45	60
MSI	2	BLAUW	496,6	98	492,1	98	10
MSI	3	GROEN	560,0	45	559	46	10
MSI	4	ROOD	664,5	38	665	39	10
MSI	5	REDedge1	703,9	19	703,8	20	20
MSI	6	REDedge2	740,2	18	739,1	18	20
MSI	7	REDedge3	782,5	28	779,7	28	20
MSI	8	NIR wide	835,1	145	833	45	10
MSI	8A	NIR narrow	864,8	33	864	32	20
MSI	9	Waterdamp	945,0	26	943,2	27	60
MSI	10	SWIR – Cirrus	1373,5	75	1376,9	76	60
MSI	11	SWIR	1613,7	143	1610,4	141	20
MSI	12	SWIR	2202,4	242	2185,7	238	20

3.3 Overzicht classificatie-indexen

In de afgelopen decennia heeft satelliet *remote sensing* een cruciale rol gespeeld in bosbewaking, rampenbeheer en landbouwtoepassingen. (Tucker, 1980; Hill, 2013; M. Burke, 2017) Daarnaast wordt *remote sensing* ook gebruikt voor landgebruik en bodembedekking (LULC) classificatie. (A. Sánchez-Espinosa, 2019) Het concept (LULC) ‘landgebruik’ verwijst naar het daadwerkelijke gebruik van de grond voor welbepaalde menselijke activiteiten zoals huisvesting, industrie, diensten, recreatie, ... of teelten, zoals akkerbouw, grasteelt, ... of natuurlijke begroeiing, zoals bos, struikgewas,... (Vlaamse Overheid - Departement Omgeving - Afdeling Vlaams Planbureau voor Omgeving, 2013) Bodembedekking is de bovenste laag die aanwezig is op de bodem. Verschillende soorten bedekkingen zijn mogelijk, bladeren, houtsnippers, gras,...

Remote sensing beelden kunnen worden geproduceerd door optische sensoren met een groot aantal spectrale banden en vereisen analyse op maat afhankelijk van specifieke toepassingen. Tot op heden is één van de meest gebruikte toepassingen van *remote sensing* data via satellieten, het definiëren van verschillende indexen om de classificatie van diverse bodembedekkingen of planten te vereenvoudigen. (T. Zhang, 2017)

Wanneer een index wordt ontwikkeld, gebeurt dit op basis van de spectrale banden van een satelliet en voor een bepaalde toepassing. De intervalwaarden van de spectrale banden van verschillende satellieten (bv. MODIS, Landsat-TM, Landsat 8, Sentinel-2A, ...) zijn veelal verschillend van elkaar en kunnen met gelijkaardige waarden toch onder andere bandnamen voorkomen, zie Tabel 4. Bijkomend kan een index met eenzelfde naam beschikken over een verschillende algemene formule in functie van de toepassing waarvoor die ontworpen wordt. Een voorbeeld hiervan is de *Normalized Difference Water Index* (NDWI). Deze index kan verwijzen naar één van ten minste twee *remote sensing* afgeleide indexen met betrekking tot water. (NDWI door Gao in 1996 & NWDI door McFeeters in 1996). Beide indexen worden in dit hoofdstuk besproken, net zoals diverse andere classificatie-indexen die voor het bepalen van het landgebruik worden toegepast.

Tabel 4: Band naam, spectrale gebied (nm) en ruimtelijke resolutie (m) voor Sentinel-2A MSI en Landsat-8 OLI (Yantao, Nguyen, & Cheng, 2019)

Band naam	Sentinel-2A MSI			Landsat-8 OLI		
	Band nummer	Resolutie (m)	Bereik (nm)	Band nummer	Resolutie (m)	Bereik (nm)
Kust/aërosol	1	60	443,9 ± 13,5	1	30	443,0 ± 8
BLAUW	2	10	492,1 ± 49	2	30	482,0 ± 30
GROEN	3	10	559,0 ± 23	3	30	561,5 ± 28,5
ROOD	4	10	665,0 ± 19,5	4	30	654,5 ± 18,5
PAN				8	15	589,5 ± 86,5
REDedge1	5	20	703,8 ± 10			
REDedge2	6	20	739,1 ± 9			
REDedge3	7	20	779,7 ± 14			
NIRwide	8	10	833,0 ± 66,5			
NIRnarrow	8A	20	864,0 ± 16	5	30	865,0 ± 14
Waterdamp	9	60	943,2 ± 13,5			
Cirrus	10	60	1376,9 ± 38	9	30	1372,0 ± 17,5
SWIR 1	11	20	1610,4 ± 70,5	6	30	1608,5 ± 42,5
SWIR 2	12	20	2185,7 ± 119	7	30	2200,5 ± 93,5

3.3.1 NDWI (McFeeters, 1996), NDWI (Gao, 1996) & MNDWI (Xu, 2006)

NDWI_{McFeeters} de *Normalized Difference Water Index* werd voor het eerst voorgesteld door McFeeters in 1996 om oppervlaktewateren in *wetland* gebieden te detecteren en om de uitgestrektheid van het oppervlaktewater te kunnen meten. (McFeeters S. K., 1996) Ondanks dat de index werd ontwikkeld voor het gebruik van Landsat *Multispectral Scanner* (MSS)-beeldgegevens, werd de index reeds succesvol gebruikt in combinatie met andere sensorsystemen in toepassingen waarbij de meting van de omvang van het open water nodig is. (Chowdary, et al., 2008; Environmental Protection Agency, 2005; Murray, Phinn, Clemens, Roelfsema, & Fuller, 2012; Panigrahy, Murthy, Patel, & Singh, 2012; McFeeters S. , 2013)

Algemene formule:
$$\text{NDWI}_{\text{McFeeters}} = \frac{(\text{GROEN} - \text{NIR})}{(\text{GROEN} + \text{NIR})} \quad (\text{McFeeters S. K., 1996})$$

Toegepast voor Sentinel-2A:
$$\text{NDWI}_{\text{S2-McFeeters}} = \frac{\text{Band}_3 - \text{Band}_8}{\text{Band}_3 + \text{Band}_8} \quad (\text{Du, et al., 2016})$$

De NDWI-index is het meest geschikt voor het in kaart brengen van waterlichamen. Een waterlichaam heeft een lage spectrale reflectie in het zichtbare spectrum (groene band) en hoge spectrale reflectie in het infrarode spectrum (NIR-band). Ze kan in de meeste gevallen de waterinformatie effectief verbeteren, maar is gevoelig voor bebouwd land (*urban*) en resulteert vaak in een overschatting van de waterlichamen. (McFeeters S. K., 1996) Het product van de NDWI is zoals die van NDVI een dimensieloze waarde, die varieert tussen min één (-1) en plus één (+1). Waarden van waterlichamen zijn over het algemeen groter dan 0,5. Waarden voor vegetatie zijn veel kleiner, waardoor vegetatie gemakkelijker van waterlichamen kan worden onderscheiden. *Urban (Built-up)* heeft over het algemeen positieve waarden tussen 0 en 0,2. (Sentinel-hub, 2019)

NDWI_{Gao} werd in 1996 ook door Gao geïntroduceerd om het vochtgehalte in planten en de grond te beoordelen. De functionaliteit van de formule wordt verklaard door de volgende overwegingen in acht te nemen. In plaats van het rode bereik (rode band) te gebruiken, wordt de reflectie-intensiteit bepaald door de aanwezigheid van chlorofyl. Het SWIR wordt gebruikt om te bepalen wanneer de hoge absorptie van licht door water optreedt. Het gebruik van hetzelfde NIR-spectrum, zoals in het geval van de NDVI, is te verklaren door het feit dat water dit deel van het elektromagnetisch spectrum niet absorbeert. De index is dus bestand tegen atmosferische effecten, wat het belangrijkste verschil is met NDVI. (Arekhi, Goksel, Sanli, & Senel, 2019) NDVI wordt in paragraaf 3.3.2 besproken.

De door Gao voorgestelde NDWI in 1996 gebruikte SWIR-band gecentreerd op 1240 nm. Deze golflengte werd beschikbaar met de lancering van MODIS. Eerder waren de SWIR-banden bij 1640 en 2130 nm verkrijgbaar bij Landsat gebruikt, om aan te tonen dat de waterabsorptie dominant was en dus gevoelig voor VWC-variaties. (Chen, Huang, & Jackson, 2005) (Jackson, et al., 2004)

Algemene formule:
$$\text{NDWI}_{\text{Gao}} = \frac{\text{NIR}_{860} - \text{SWIR}_{1240}}{\text{NIR}_{860} + \text{SWIR}_{1240}} \quad (\text{Gao B. C., 1996})$$

Waarbij het onderschrift verwijst naar de golflengte in nm. (Gao, et al., 2015)

Toegepast voor Sentinel-2A:
$$\text{NDWI}_{\text{S2-Gao}} = \frac{\text{Band}_8 - \text{Band}_{10}}{\text{Band}_8 + \text{Band}_{10}} \quad (\text{Indexdatabase, 2019})$$

MNDWI de *Modified Normalized Difference Water Index* werd in 2006 ontwikkeld door Xu om de tekortkomingen van NDWI te overwinnen. Hiervoor werd de *middle infrared* (MIR) band van Landsat TM gebruikt. Xu merkte op dat waterlichamen een sterkere absorbeerbaarheid in de MIR-band hebben dan in de NIR-band en dat de *urban (built-up)* klasse meer straling heeft in de MIR-band dan in de NIR-band. Op basis van deze bevindingen werd de MNDWI voorgesteld en gedefinieerd als:

Algemene formule:
$$\text{MNDWI} = \frac{(\text{GROEN} - \text{MIR})}{(\text{GROEN} + \text{MIR})} \quad (\text{Xu H., 2006})$$

De MNDWI kan specifiek worden toegepast op Sentinel-2-beelden om de omvang van waterlichamen te bepalen, aangezien de groene en SWIR-banden (band 3 en band 11 respectievelijk) zijn opgenomen.

Toegepast voor Sentinel-2A:
$$\text{MNDWI}_{\text{S2}} = \frac{\text{Band}_3 - \text{Band}_{11}}{\text{Band}_3 + \text{Band}_{11}} \quad (\text{Du, et al., 2016})$$

Hierbij dient echter opgemerkt te worden dat de ruimtelijke resolutie van de groene en SWIR-banden zich op respectievelijk 10 en 20 m bevinden. In dit geval is het eenvoudig om een MNDWI te produceren met een resolutie van 20 m door eenvoudig de groene band (band 3) te resamplen van 10 naar 20 m. De ruimtelijke informatie zou hierdoor echter deels verloren gaan. (Du, et al., 2016)

Tenslotte hebben ook veel eerdere onderzoeken aangetoond dat MNDWI meer geschikt is om waterinformatie te verbeteren en wateroppervlakten met grotere nauwkeurigheid op te meten dan NDWI. (Xu H., 2006; Li, et al., 2013; Du, et al., 2014; Singh, Setia, Sahoo, Prasad, & Pateriya, 2015; Du, et al., 2016)

3.3.2 NDVI (Rouse et al., 1974) & MDMI (Wilson, 2002)

Sommige typische indexen, zoals *normalized difference vegetation index* (NDVI) en *normalized difference water index* (NDWI), zijn op grote schaal gebruikt in veel gebieden, zoals landgebruik classificatie en *water stress monitoring*. (Zhang, et al., 2017)

NDVI voorgesteld door Rouse et al., in 1974 op basis van ERTS-1 MSS data, geeft onder andere de mogelijkheid om landgebruik in de remote sensing gebieden te classificeren, de vitaliteit van de vegetatie weer te geven en het schatten van de *Vegetation Water Content* (VWC). (Rouse, et al., 1974) Tot op heden is NDVI één van de meest gebruikte indexen. (Gao, et al., 2015) De index wordt bekomen door een combinatie van de rode en NIR-band. De rode band bevindt zich in het sterke chlorofylabsorptiegebied, terwijl de NIR band zich op het hoog-reflectieplateau van de vegetatiedaken bevindt. (Gao B. C., 1996) Praktisch wil dit zeggen dat gezonde vegetatie het grootste deel van het zichtbare licht (rode band) absorbeert en een groot deel van het NIR-licht (NIR-band) reflecteert, terwijl ongezonde of schaarse vegetatie meer zichtbaar licht reflecteert en NIR-licht minder gereflecteerd wordt. (Rouse, et al., 1974)

Algemene formule:
$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{ROOD}}{\text{NIR} + \text{ROOD}} \quad (\text{Rouse, et al., 1974})$$

Waarbij de NIR reflectie gecentreerd is op 860 nm en de rode reflectie gecentreerd is op 650 nm. (Gao, et al., 2015)

Toegepast voor Sentinel-2A:
$$\text{NDVI}_{S2} = \frac{B8A - B4}{B8A + B4} \quad (\text{Zhang, et al., 2017})$$

Berekeningen van NDVI voor een bepaalde pixel resulteren altijd in een getal dat varieert van min één (-1) tot plus één (+1). Negatieve waarden van NDVI (waarden die -1 naderen) komen overeen met water. Waarden in de buurt van nul (-0,1 tot 0,1) komen in het algemeen overeen met dorre gebieden, rotsen, zand of sneeuw. Lage positieve waarden vertegenwoordigen struiken en grasland (ongeveer 0,2 tot 0,4), terwijl hoge waarden wijzen op gematigde en tropische regenwouden (waarden die 1 naderen). (Sentinel-hub, Sentinel2EProducts, 2019)

MDMI werd door Wilson et al., voorgesteld in 2002. De *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI) heeft een identieke bandcompositie als Gao's NDWI. Zowel Gao's NDWI als Wilson's NDMI kunnen beide gebruikt worden voor de detectie van vochtgehalte in planten en verschillen dus van NDWI van McFeeters. Voor de duidelijkheid en om verwarring tussen Gao's NDWI en McFeeters's NDWI te voorkomen, kan de eerste worden omgedoopt tot NDMI van Wilson. (Xu H., 2006)

Algemene formule
$$\text{NDMI}_{\text{Wilson}} = \frac{\text{NIR}_{820} - \text{SWIR}_{1600}}{\text{NIR}_{820} + \text{SWIR}_{1600}} \quad (\text{Indexdatabase, 2019})$$

Toegepast voor Sentinel-2A:
$$\text{NDMI}_{S2} = \frac{\text{Band}_8 - \text{Band}_{11}}{\text{Band}_8 + \text{Band}_{11}} \quad (\text{Indexdatabase, 2019})$$

In het verleden werd veel onderzoek gedaan om deze twee indexen te koppelen aan andere interessante indexen, bijvoorbeeld het vegetatiewatergehalte (VWC), om een classificatiekaart te genereren voor het landgebruik of de status van het vegetatiewater. (Jackson, et al., 2004; Chen, Huang, & Jackson, 2005; Roberts, Green, & Adams, 1997; Yilmaz, Hunt, & Jackson, 2008)

In de bovengenoemde literatuur is het grootste deel van het onderzoek gericht op de NDVI- of NDWI-berekening en de bruikbaarheid bij de classificatie van landbedekking, water-inhoudsevaluatie, ... door de specifieke spectrale banden van satellieten te exploiteren. Hoewel de NDVI en NDWI op grote schaal zijn gebruikt vanwege hun eenvoud en duidelijke fysieke kenmerken, zijn nog steeds verschillende beperkingen aanwezig.

Bijvoorbeeld, in classificaties van landgebruik verzadigt NDVI gewoonlijk wanneer vegetatiebedekking te dicht wordt. Dit wil zeggen dat de *leaf-area-index* (LAI), het bladgebied per oppervlakte-eenheid, een waarde van 3 of groter bereikt (Jackson, et al., 2004; Gamon J. A. et al., 1995) en niet langer gevoelig is voor vegetatieveranderingen. (Gao, et al., 2015) De verzadiging van NDVI werd ook waargenomen door Chen et al. (Chen, Huang, & Jackson, 2005) voor $VWC > 3 \text{ kg / m}^2$ voor maïs. Niettemin, suggereerde Jackson et al., (Jackson, et al., 2004) dat het voor specifieke vegetatieoppervlakte types (zoals graslanden), binnen specifieke regio's en ondersteund door grondmonsters, het nog steeds mogelijk is om op basis van NDVI nuttige VWC-functies tot stand te brengen.

Hoewel NDWI in vergelijking met NDVI in een later stadium verzadigt, leidt dit tot beperkte prestaties. (Gao B. C., 1996) Bovendien is het over het algemeen geen gemakkelijke taak om een geschikte *threshold* voor index gebaseerde classificatiebenaderingen te bepalen.

Uit recent onderzoek van 2017 bleek dat om de problemen bij index gebaseerde classificatiebenaderingen te voorkomen (bv. het zoeken naar de meest geschikte *threshold*) en door het potentieel van de nieuwste beschikbare mogelijkheden van de nieuwe satellieten (zoals Sentinel-2A) te verkennen, het voordeel van het gebruik van geselecteerde of zelfs alle spectrale banden van Sentinel-2A betere resultaten oplevert met behulp van *machine learning techniques* (MLT) bij de indeling van landgebruik classificatie. (Zhang, et al., 2017)

3.3.3 SAVI (Huete, 1988)

SAVI de *Soil Adjusted Vegetation Index* werd in 1988 voorgesteld door Huete. De index was gericht op het minimaliseren van de bodeminvloed op de vegetatiekwantificatie door het introduceren van de bodemaanpassingsfactor L. (Mróz & Sobieraj-Żłobińska, 2004)

Algemene formule:
$$SAVI = \frac{NIR - ROOD}{NIR + ROOD + L} * (1 + L)$$
 (Huete, 1988)

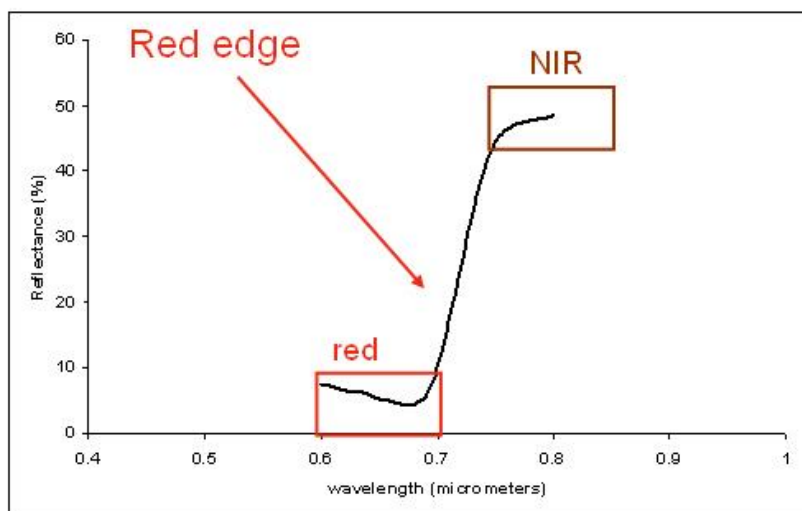
Toegepast voor Sentinel-2A:
$$SAVI = \frac{(B8 - B4) * 1,428}{B8 + B4 + 0,428}$$
 (Github & Sentinel-hub, 2019)

Voor een hoge vegetatiedekking is de waarde van L = 0 of 0,25 en voor een lage vegetatiedekking L = 1,0. Voor tussenliggende vegetatie bedekken L = 0,5 en deze waarde wordt het meest gebruikt (Mróz & Sobieraj-Żłobińska, 2004). Een reden voor het gebruik van SAVI in plaats van NDVI is, omdat de SAVI gevoeliger is bij het detecteren van vegetatie in gebieden met weinig plantenbedekking, zoals stedelijke gebieden (Xu H., 2008). De SAVI kan werken in het gebied met plantendekking lager dan 15%, terwijl de NDVI alleen effectief kan werken in het gebied met plantendekking boven 30%. (Ray, 2006) Daarom is SAVI beter geschikt voor stedelijke gebieden.

3.3.4 NDVI_{REDedge} (Gitelson and Merzlyak, 1994) & NDVI_{REDedge} (Delegido, 2011)

De term ‘REDedge’ verwijst naar de abrupte stijging van de reflectie veroorzaakt door vegetatie in het EM-spectrum van 680 nm tot 740 nm. (Horler, Dockray, & Barber, 1983) Deze abrupte stijging is gerelateerd aan twee optische effecten door de structuur van de vegetatie: (a) Een sterke chlorofylabsorptie in het rode gebied en (b) een hoge inwendige cellulaire verstrooiing in het NIR-gebied. (Clevers & et al., 2002; J. Delegido, 2013) Zie Figuur 14 voor de abrupte stijging in de vegetatiereflectie.

De belofte en het potentieel van het REDedge spectrale gebied voor het bepalen van vegetatie biofysische variabelen heeft het ontwerp en de lancering van *remote sensing* satellieten met REDedge banden gemotiveerd. Voorbeelden hiervan zijn de hyperspectrale satellieten zoals *Hyperion* (2000), *The Hyperspectral Imager for the Coastal Ocean* (HICO, 2009), *The Compact High Resolution Imaging Spectrometer* (CHRIS, 2001) en multispectrale satellieten zoals MERIS (2002), *Rapid-Eye* (2009) en recentelijk Sentinel-2 (2015). (J. Delegido, 2013)



Figuur 14: Reflectiespectrum voor groen gras, voor de overgangszone tussen VIS- en NIR-golflengten (REDEdge) (Eumetrain, 2019)

De gevoeligheid van het REDedge-spectrum met betrekking tot het chlorofylgehalte van planten en verschillen in bladstructuur en consistentie werden al tientallen jaren (1978-2007) onderzocht. (Collins, 1978; Horler D. , Dockray, Barber, & Barringer, 1983; Dawson & Curran, 1998; Mutanga & Skidmore, 2007) Dit onderzoek was voornamelijk gericht op de schatting van de chlorofylconcentratie of de fysiologische status van gewassen met het oog op het identificeren van vegetatie stress of de diagnose van gewasvoeding. (Dawson & Curran, 1998; Mutanga & Skidmore, 2007; Curran, 1989; Smith, Steven, & Collins, 2004; Gitelson, VIÑA, Ciganda, Rundquist, & Arkebauer, 2005) Een voorbeeld hiervan is de NDVI-achtige index voorgesteld door Gitelson en Merzyak in 1994. (Delegido, Verrelst, Alonso, & Moreno, 2011)

NDVI_{REDedge} is de REDedge *Normalized Difference Vegetation index* voorgesteld door Gitelson en Merzyak (1994) met behulp van de NIR- (750 nm) en de REDedge- (705 nm) band voor de beoordeling van het chlorofylgehalte van planten. Deze index werd in 2010 succesvol getest door Souza et al., (Souza, Galvao, & R., 2010) met betrekking tot het bladerdek op basis van hyperspectrale gegevens van Hyperion. (Schuster, Förster, & Kleinschmit, 2012)

Algemene formule NDVI:
$$NDVI_{Rouse} = \frac{NIR-ROOD}{NIR+ROOD} \quad (\text{Rouse, et al., 1974})$$

Algemene formule NDVI_{REDedge-G.,M.} :
$$NDVI_{REDedge-G.,M.} = \frac{NIR_{750} - REDedge_{705}}{NIR_{750} + REDedge_{705}} \quad (\text{Gitelson \& Merzlyak, 1994})$$

Uit verder onderzoek van Gitelson et al., blijkt dat indexen die gebruik maken van REDedge banden verschillende gevoeligheden bezitten op vlak van reflectie afhankelijk van gewas tot gewas. (Gitelson, VIÑA, Ciganda, Rundquist, & Arkebauer, 2005; Viña, Gitelson, Nguy-Robertson, & Peng, 2011)

Q. Xie et al., stelde dat het vervangen van de rode band door de REDedge band zorgt voor een verlies aan robuustheid van de vegetatie indexen tegen de chlorofylverandering van vegetatie. (Xie, et al., 2018)

In 2003 deed Hansen et al., een eerste evaluatie van verschillende NDVI's (waaronder NDVI_{REDedge}) door hyperspectrale reflectie (438 tot 884 nm) te analyseren. Ze toonden aan dat REDedge banden belangrijk zijn voor het maken van *narrowband* vegetatie indexen (VI's) en LAI schattingsmodellen. Bovendien concludeerden ze dat *narrowband* VI's en LAI relaties optimaal zijn en niet significant kunnen worden verbeterd (in geval van graangewassen). (Li, et al., 2019)

Delegido et al., (in 2011) en Frampton et al., (in 2013) testten als eersten de toepasbaarheid (van NDVI_{REDedge}) op de ontworpen Sentinel-2 golflengten, vóór de lancering van de satellietmissie op basis van gegevens van verschillende ESA-gegevens over landbouwgebieden. De resultaten van beide studies toonden aan dat de toepassing van deze index op band 4 (rode band, 665nm) van Sentinel-2 en de nieuwe REDedge-band (band 5, 705 nm), hoge correlaties opleverden tijdens de schatting van de LAI en het chlorofylgehalte. (Ettehad, 2019)

Deze geoptimaliseerde NDVI-achtige index werd (voor Sentinel-2) ontwikkeld door Delegido et al., door eerst aan te tonen dat de LAI over landbouwgebieden kon worden afgeleid uit een *normalized difference index* (NDI) op basis van hyperspectrale CHRIS gegevens, met 674 nm en 712 nm als de best presterende banden. Deze spectrale banden benaderen, zoals in vorige alinea aangehaald, band 4 en band 5 van Sentinel-2. Het was duidelijk dat de relatie tussen deze index en de LAI kon worden benaderd door een lineaire regressie die zich uitstrekt tussen 0 en 6. (Delegido, Verrelst, Alonso, & Moreno, 2011)

Algemene formule NDVI_{REDedge-D}:
$$NDVI_{REDedge-D} = \frac{REDedge1-ROOD}{REDedge1+ROOD} \quad (\text{Delegido, et al., 2011})$$

Toegepast voor Sentinel-2A:
$$NDVI_{REDedge-S2-D} = \frac{B5 - B4}{B5 + B4} \quad (\text{Sykas, 2019})$$

Toch kon dit fenomeen ook worden gebruikt voor identificatieprocedures van vegetatie. Aangezien de meeste klassen van het landgebruik vegetatie opnamen, was het differentiëren van groot belang voor de classificatie van het landgebruik. (Cho & Skidmore, 2006) (Fava, et al., 2009)

Schuster et al., stelde in 2012 vast dat het potentieel van de NDVI_{REDedge} in vergelijking met de klassieke NDVI, wanneer deze gebruikt werd als een extra functie voor de landgebruikclassificatie, afhing van de onderzochte landgebruiksklasse. De studie gebeurde op basis van de RapidEye REDedge-banden waarbij een verbetering van de classificatie voor landgebruik kon worden vastgesteld, specifiek voor de landgebruiksklassen met betrekking tot begroeide en stedelijke oppervlakken.

3.3.5 NDBI (Zha, 2003) & IBI (Xu, 2008)

De wereld verstedelijkte snel in 2013 en het verstedelijkingsproces had een aanzienlijk deel van het natuurlijke landschap vervangen door bebouwde (*built-up*) oppervlakte. (Xu, Huang, & Zhang, 2013) Wat de verstedelijking betreft was het essentieel om kaarten voor het landgebruik en de bodembedekking af te leiden van *remote sensing* beelden. (Antrop, 2007) (Radoux, et al., 2016)

Satellietbeelden zijn de afgelopen decennia gebruikt om bebouwde gebieden te onderscheiden van niet-bebouwde gebieden. Een populaire methode voor het definiëren van bebouwde gebieden begon met de conventionele multispectrale classificatie. Volgens Xu (2008) leverden deze op classificatie gebaseerde methoden in het algemeen niet altijd bevredigende nauwkeurigheden, normaal minder dan 80%, vanwege spectrale verwarring van de heterogene bebouwde landklasse in vergelijking met andere klassen van landgebruik. In plaats van beeldclassificatie probeerden veel onderzoekers verschillende NDI's uit met behulp van specifieke spectrale banden voor automatische extractie van bebouwd land uit satellietbeelden. (Vigneshwaran & Kumar, 2018)

In 2000 identificeerde Masek et al. stedelijke bebouwde gebieden in het grootstedelijke gebied rond Washington DC, gebaseerd op een NDVI met behulp van een *unsupervised classification* en behaalde een globale nauwkeurigheid van 85% (Masek, Lindsay, & Goward, 2000). In de meeste satelliet *remote sensing* classificatie scenario's werden hogere nauwkeurigheden (meer dan 85%) bereikt wanneer de belangrijkste klassen van de landbedekking, zoals vegetatie, water en stedelijke klassen het objectief zijn. (Jia, et al., 2014; Lu, Mausel, Batistella, & Moran, 2005) Het bereiken van hoge nauwkeurigheid werd een uitdaging wanneer de classificatie van meer specifieke klassen het objectief is, vanwege de spectrale en ruimtelijke overeenkomsten tussen bepaalde klassen (Herold, Gardner, & Roberts, 2003). Zha et al., introduceerde in 2003 voor het eerst een geautomatiseerde op een index gebaseerde methode voor het in kaart brengen van de bebouwde gebieden.

NDBI de *normalized difference built-up index* voorgesteld door Zha et al., (2003) was voor verschillende jaren de enige index die voor dit doel werd voorgedragen. De ontwikkeling van de index was gebaseerd op de unieke spectrale respons van bebouwde gebieden met een hogere reflectie in het MIR-golflengtebereik (Landsat 5 TM band 5), dan in het NIR-golflengtebereik (Landsat TM 5 band 4) (Xu H., 2008). De NDBI-methode werd toegepast op TM-beelden om het bebouwde land in de stad Nanjing, in het oosten van China, in kaart te brengen. De in kaart gebrachte resultaten hadden een nauwkeurigheid van 92,6%.

Algemene formule NDBI:
$$NDBI = \frac{MIR - NIR}{MIR + NIR} \quad (Xu\ H.,\ 2008)$$

Toegepast voor Sentinel-2A:
$$NDBI_{S2} = \frac{B11 - B8}{B11 + B8} \quad (Ettahadi,\ 2019)$$

In de afgelopen jaren werd NDBI meestal gebruikt om veranderingen van bebouwd land in kaart te brengen of te detecteren, die de unieke spectrale respons van bebouwd land ten opzichte van andere typen volledig benutten. (Yantao, Nguyen, & Cheng, 2019)

Een aanzienlijk nadeel bestaat waarmee rekening moet worden gehouden bij het gebruik van spectrale indexen voor landgebruiksclassificatie. Sommige landkenmerken, zoals waterlichamen en vegetatiebedekking, hebben zeer specifieke spectrale reflectiekenmerken die de scheiding van andere kenmerken vergemakkelijken met behulp van spectrale indexen. Voor andere landkenmerken zoals braakliggende grond is het veel moeilijker ze te detecteren en van bebouwde gebieden te scheiden, met behulp van één enkele index, vanwege overeenkomsten in de spectrale kenmerken. (Ettehad, 2019)

Dit probleem wordt nog meer waargenomen bij verstedelijkte gebieden, aangezien deze bestaan uit heterogene oppervlakken, waaronder verschillende kunstmatige materialen en natuurlijke gebieden. De verstedelijkte gebieden vertonen daarom een complexe landschapskarakteristiek, waardoor het moeilijk is om alle landsgebruiksklassen in kaart te brengen met behulp van een enkele index. (Myint, Gober, Brazel, Grossman-Clarke, & Weng, 2011)

IBI de *index-based built-up index* werd in 2008 door Xu voorgesteld om snel bebouwde oppervlakken te kunnen onderscheiden van andere oppervlakken uit *remote sensing* gegevens. De index werd opgebouwd op basis van andere indexen die afgeleid werden van de originele bandbeelden en verschilt van conventionele indexen. De IBI kan de beperkingen van NDBI overwinnen. (Yantao, Nguyen, & Cheng, 2019)

In 1995 verdeelde Ridd op basis van enkele algemene kenmerken het stedelijke ecosysteem in drie componenten, groene vegetatie, ondoordringbaar oppervlakttemateriaal en braakliggende grond. Uitgaande van deze verdeling creëerde Ridd een *Vegetation-impervious-soil* (V-I-S) model voor de analyse van stedelijke ecosystemen met remote sensing. Het negeren van open water in het V-I-S-model heeft echter tot ongemak geleid voor latere studies op basis van dit model, dat vooraf waterinformatie moest maskeren. (Wu & Murray, 2003) Bijgevolg werd het stedelijke landgebruik gegroepeerd in drie andere algemene categorieën, bebouwd land, vegetatie en open water. Op basis van deze drie categorieën werden door Xu drie thematische indexen geselecteerd, de NDBI (Zha, Gao, & Ni, 2003), de SAVI (Huete, 1988) en de MNDWI (Xu H., 2006), om respectievelijk de drie belangrijkste klassen van het landgebruik te vertegenwoordigen. (Xu H., 2008)

Bebouwd land:
$$NDBI = \frac{MIR - NIR}{MIR + NIR} \quad (Xu\ H.,\ 2008)$$

Vegetatie:
$$SAVI = \frac{NIR - ROOD}{NIR + ROOD + L} * (1 + L) \quad (Xu\ H.,\ 2008)$$

Open water:
$$MNDWI = \frac{(GROEN - MIR)}{(GROEN + MIR)} \quad (Xu\ H.,\ 2008)$$

Waarbij MIR een midden-infraroodband is zoals Landsat TM band 5, NIR een *near infrared-band* is zoals Landsat TM band 4, ROOD is een rode band zoals Landsat TM band 3 en GROEN is een groene band zoals Landsat TM band 2. L is een correctiefactor variërend van 0 voor zeer hoge plantdichtheden tot 1 voor zeer lage plantdichtheden. (Xu H., 2008)

Een uniek kenmerk is dat de gemiddelde waarde van bebouwd land groter is dan die van vegetatie en water in de NDBI-band. Bovendien overschrijdt de gemiddelde waarde van de bebouwde grond in de NDBI-band de waarden in de SAVI-band en de MNDWI-band. Op basis van deze vaststellingen werd IBI als volgt ontwikkeld (Xu H., 2008):

$$\text{Algemene formule IBI:} \quad \text{IBI} = \frac{\text{NDBI} - (\text{SAVI} + \text{MNDWI})/2}{\text{NDBI} + (\text{SAVI} + \text{MNDWI})/2} \quad (\text{Xu H., 2008})$$

De index kan gemakkelijk de bebouwde landoppervlakken verduidelijken door de aftrekking van de SAVI-band en de MNDWI-band van de NDBI-band. Dit resulteert in uitsluitend positieve waarden voor bebouwde oppervlakte pixels. De index maakt gebruik van de omstandigheden waar de landkenmerken door hogere NDBI-waarden naar lagere SAVI- en MNDWI-waarden worden verbeterd. Het is duidelijk dat de IBI een NDI is en een verhouding gebaseerde index is, waarbij de waarden variëren tussen -1 en +1 en de verbeterde informatie positieve waarden heeft, terwijl de onderdrukte achtergrondruis over het algemeen negatieve waarden tot nul heeft. (Xu H., 2008)

Veel studies hebben aangetoond dat de *built-up* landgebruiksklasse niet efficiënt kon worden verduidelijkt met behulp van een index die eenvoudig werd opgebouwd uit originele multispectrale banden, omdat de klasse heterogene kenmerken heeft. De door Xu in 2008 voorgestelde IBI onderscheidde zich van conventionele indexen door een combinatie van indexen te maken, in plaats van gebruik te maken van enkel banden. Dit soort index wordt ook wel een multi-index genoemd. Het nieuwe beeld bestaande uit drie indexen, de SAVI, de NDBI en de MNDWI, kan de gegevensdimensionaliteit en redundantie van het oorspronkelijke multispectrale beeld aanzienlijk verminderen en vermijdt zo de spectrale verwarring tussen de verschillende klassen van het landgebruik. Bijgevolg kan de IBI achtergrondruis effectief onderdrukken met behoud van de *built-up* landkenmerken in satellietbeelden. (Xu H., 2008)

De Xu studie maakte gebruik van TM en ETM+ beelden en resulteerde in een globale nauwkeurigheid variërend tussen 91,5 en 98,5%. Hierbij moet worden opgemerkt dat in de meeste studies alleen TM- en ETM+ -beelden met matige resolutie werden gebruikt met behulp van NIR- en SWIR-banden (MIR band 5 van TM \approx SWIR band 11 van Sentinel-2). (Vigneshwaran & Kumar, 2018) Hoewel deze twee indexen goed presteerden, kon het moeilijk zijn om NDBI op basis van SWIR- en NIR-banden rechtstreeks toe te passen op beelden met een hoge resolutie zoals Sentinel-2A. Omdat in Sentinel-2A de SWIR-band een resolutie van 20 m had, terwijl de blauwe (band 2), de groene (band 3), de rode (band 4) en de NIR- (band 8) band een resolutie van 10 m hadden. Voor stedelijk gerelateerde toepassingen

hadden de banden met een resolutie van 10 m algemeen de voorkeur, omdat de ruimtelijke resolutie hoog was. (Vigneshwaran & Kumar, 2018)

Vigneshwaran S. & Kumar S. (2018) onderzochten de meest geschikte NDI bandcombinatie en identificeerden het indexbereik, waarbij bebouwde gebieden duidelijk te herkennen waren in Sentinel-2A gegevens. In de studie werd gevonden dat wanneer blauwe en NIR-banden werden gebruikt, de bebouwde gebieden duidelijk te onderscheiden waren vooral wanneer de indexwaarde tussen -0,29 en -0,09 ligt. Omdat in het studiegebied de daken van de gebouwen en de open grond een vergelijkbare toon vertoonden, werd open grond soms verkeerd geclassificeerd als bebouwd land.

3.3.6 NDTI (van Deventer, 1997)

De belangrijkste zorg voor landgebruiksclassificatie in stedelijke gebieden is de scheiding van braakliggende gronden en bebouwde gebieden vanwege hun vergelijkbare spectrale kenmerken. Het waarnemen van het braakliggend land is een uitdagende taak door de complexiteit van bodemcomponenten en grondspectra. (Ettehadi, 2019) Ben-Dor et al., (2002) stelde dat het chemische bestanddeel van de bodem rechtstreeks de spectrale signatuur beïnvloedde, deze kon sterk of zwak zijn. Bovendien overlappen veel van deze spectrale signaturen elkaar, waardoor het moeilijk was om de bodembedekking te identificeren. Derhalve konden de spectrale kenmerken van bodembedekking met verschillende componenten en watergehalte variëren tussen verschillende omgevingen en seizoenen, wat het moeilijk maakte om braakliggend land te onderscheiden. (Ettehadi, 2019)

De *built-up* indexen in Tabel 5 kunnen de stedelijke gebieden markeren en scheiden van de waterlichamen en de vegetatiedekking. Uit een gedetailleerde inspectie door Ettehadi et al., (2019) bleek echter dat deze indexen in de meeste gevallen het braakliggende land niet van de bebouwde gebieden konden scheiden. Het NBI-beeld gaf een klein contrastverschil tussen het stedelijk gebied en de braakliggende bodembedekking, in vergelijking met de andere indexen, maar niet genoeg voor een nauwkeurige scheiding. De BSI, die meestal werd gebruikt voor het bepalen van braakliggend land, was in de literatuur niet succesvol in het scheiden van braakliggend land van bebouwde gebieden. (Ettehadi, 2019)

NDTI de *Normalized Difference Tillage Index* werd voor het eerst voorgesteld door van Deventer et al., in 1997 (Van Deventer, Ward, Gowda, & Lyon, 1997) op basis van TM gegevens voor bodempraktijken, grondbewerking en het in kaart brengen van gewasresiduen en werd met succes toegepast door Daughtry et al., in 2010 (Daughtry, Serbin, Reeves, Doraiswamy, & Hunt, 2010) en Eskandari et al., in 2016 voor landbouwpraktijken en bodembeheer. (Eskandari, Navid, & Rangzan, 2016)

Algemene formule NDTI: $NDTI = \frac{SWIR_{1650} - SWIR_{2215}}{SWIR_{1650} + SWIR_{2215}}$ (Eskandari, et al., 2016)

Waarbij $SWIR_{1650}$ en $SWIR_{2215}$ de atmosferisch gecorrigeerde reflecties van respectievelijk TM-banden 5 (1550–1750 nm) en 7 (2080–2350) aanduiden. (Eskandari, Navid, & Rangzan, 2016)

Tabel 5: Bestaande built-up indexen (Ettehadi, 2019)

<i>Naam index</i>	<i>ID index</i>	<i>Gebruikte banden</i>	<i>Formule</i>	<i>Gebruik</i>	<i>Referentie</i>
Normalized difference built-up index	NDBI	SWIR en NIR	$\frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR}$	Automatisch in kaart brengen van stedelijke gebieden	Zha et al.
Built-up index	BUI	SWIR, NIR en ROOD	NDBI – NDVI	In kaart brengen van stedelijke bebouwde gebieden	He et al.
Built-up area extraction index	BAEI	ROOD, GROEN en SWIR	$\frac{RED + L}{GREEN + SWIR}$ $L = 0,3$	Winning van bebouwd terrein	Bouzekri et al.
New built-up index	NDBI	ROOD, NIR en SWIR	$\frac{SWIR * RED}{NIR}$	Automatiseren van het proces van het in kaart brengen van woongebieden	Jieli et al.
Vegetation index built-up index	VIBI	ROOD, NIR en SWIR	$\frac{NDVI}{NDVI + NDBI}$	Segmentering van stedelijke gebieden	Stathakis et al.
Index-based built-up index	IBI	ROOD, GROEN, NIR en SWIR	$\frac{NDBI - (SAVI + MNDWI)/2}{NDBI + (SAVI + MNDWI)/2}$	Verbeteren van de functie van het bebouwde land	Xu
Urban index	UI	NIR en SWIR	$\left(\frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR} + 1,0\right) * 100$	Evaluatie van de verstedelijking	Kawamura et al.
Bare soil index	BSI	ROOD, BLAUW, NIR en SWIR	$\frac{(SWIR + RED) - (NIR + BLUE)}{(SWIR + RED) + (NIR + BLUE)}$	Verbeteren van kale grond, braakliggend land	Roy et al.

3.4 Afbeeldinginterpretatie en analyse

Om voordeel te hebben bij het gebruik van *remote sensing data* moet zinvolle informatie uit de beelden kunnen worden gehaald. De interpretatie en analyse van dergelijke beelden omvat de identificatie en/of meting van verschillende doelen in een afbeelding om nuttige informatie over te onttrekken. Doelen in *remote sensing*-afbeeldingen kunnen alle kenmerken of objecten zijn, die in een afbeelding kunnen worden waargenomen en hebben de volgende eigenschappen (Natural Resources Canada, 2015f):

- Doelen kunnen een punt-, lijn- of gebiedskenmerk zijn.
- Het doel moet onderscheidbaar zijn (aanwezigheid van duidelijk contrast met andere kenmerken eromheen in de afbeelding).

(Natural Resources Canada, 2015f)

Wanneer *remote sensing data* in digitaal formaat beschikbaar zijn, kunnen deze digitaal bewerkt en geanalyseerd worden. Hierin bestaat een heel gamma van mogelijkheden gaande van een eenvoudige digitale verbetering van de beelden, als voorbereiding op een visuele interpretatie, tot automatische classificatie. De digitale bewerking en analyse op automatische wijze worden echter zelden uitgevoerd als een complete vervanging voor handmatige interpretatie. Het wordt uitgevoerd als een hulpmiddel voor de gebruiker. (Natural Resources Canada, 2015f)

3.4.1 Onderdelen van visuele interpretatie

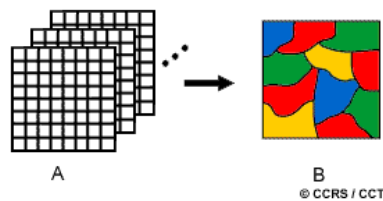
De analyse van beelden van *remote sensing* omvat de identificatie van verschillende *targets* in een afbeelding. Deze *targets* kunnen omgevings- of kunstmatige kenmerken zijn die bestaan uit punten, lijnen of gebieden. *Targets* worden gedefinieerd op basis van de manier waarop ze reflecteren of straling uitstralen. Die straling wordt gemeten en geregistreerd door een sensor en wordt afgebeeld als een beeldproduct, zoals een luchtfoto of een satellietbeeld. (Natural Resources Canada, 2015d)

3.4.2 Digitale afbeeldingsverwerking

Tegenwoordig wordt de meeste *remote sensing data* in digitaal formaat vastgelegd en omvat vrijwel alle beeldinterpretatie en -analyse een bepaald element van digitale verwerking. Digitale beeldverwerking kan vele procedures omvatten, waaronder het formatteren en corrigeren van de gegevens, digitale verbetering om een betere visuele interpretatie te vergemakkelijken of zelfs geautomatiseerde classificatie van doelen en kenmerken. Verschillende in de handel verkrijgbare softwaresystemen zijn specifiek ontwikkeld voor beeldverwerking en analyse op afstand. (Natural Resources Canada, 2015b)

3.4.3 Beeldclassificatie en analyse

Een analist die kenmerken probeert te classificeren in een afbeelding gebruikt de elementen van visuele interpretatie om homogene groepen pixels te identificeren die verschillende kenmerken of interessante bodembedekkingsklassen representeren. Digitale beeldclassificatie maakt gebruik van de spectrale informatie die wordt gerepresenteerd door de digitale getallen in één of meer spectrale banden en poogt elke afzonderlijke pixel te classificeren op basis van deze spectrale informatie. Dit type classificatie wordt spectrale patroonherkenning genoemd. In beide gevallen is het doel om alle pixels in de afbeelding toe te wijzen aan bepaalde klassen of thema's bijvoorbeeld water, naaldbos, loofbos, maïs, tarwe, ... De resulterende geclassificeerde afbeelding bestaat uit een mozaïek van pixels die elk tot een bepaald thema behoren en is in wezen een thematische "kaart" van het originele beeld, zie Figuur 15. (Natural Resources Canada, 2013)



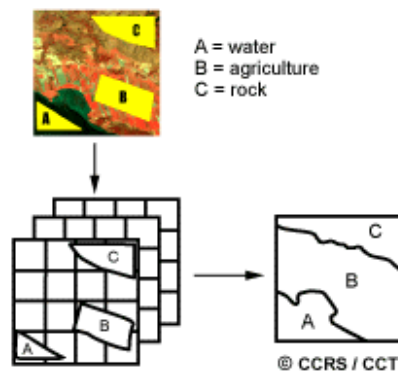
Figuur 15: Beeldclassificatie en analyse (Natural Resources Canada, 2015)

Informatieklassen zijn klassen die de analist probeert te identificeren in de beelden zoals verschillende soorten gewassen, bostypen of boomsoorten, geologische eenheden, water of gesteente. (Natural Resources Canada, 2013)

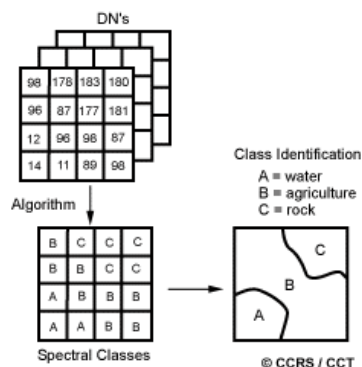
Spectrale klassen zijn de groepering van pixels volgens de helderheidswaarde of volgens de *pixel value*, waardoor onderscheid kan gemaakt worden tussen verschillende soorten gewassen, bostypen, gesteenten, water,... (Natural Resources Canada, 2013)

Het doel is om de pixels van de spectrale klassen te koppelen aan de van belang zijnde informatieklassen. Zelden komt een eenvoudige één-op-één-match tussen deze twee soorten klassen voor. In plaats daarvan kunnen unieke spectrale klassen verschijnen die niet noodzakelijkerwijs overeenkomen met enige informatieklasse van specifiek gebruik of belang voor de analist. Als alternatief kan een brede informatieklasse bijvoorbeeld bos, een aantal spectrale subklassen met unieke spectrale variaties bevatten. Veel voorkomende classificatieprocedures kunnen worden onderverdeeld in twee brede onderverdelingen op basis van de gebruikte methode: **gesuperviseerde classificatie** en **niet-gesuperviseerde classificatie**. (Natural Resources Canada, 2013)

In een **gesuperviseerde classificatie** identificeert de analist in de afbeeldingen homogene representatieve monsters van de verschillende soorten oppervlaktetypes en informatieklassen. Deze voorbeelden worden *trainingsamples* genoemd. De selectie van geschikte *trainingsamples* is gebaseerd op de bekendheid van de analist met het geografische gebied en op de kennis van de werkelijke oppervlaktetypes die in het beeld aanwezig zijn. De analist is dus verantwoordelijk voor de indeling van een reeks specifieke klassen. De numerieke informatie in alle spectrale banden voor de pixels die deze gebieden omvatten, wordt gebruikt om de computer te "trainen" om spectraal vergelijkbare gebieden voor elke klasse te herkennen. De computer gebruikt een programma of algoritme waarbij verschillende variaties mogelijk zijn om de numerieke patronen voor elke trainingsklasse te bepalen. Nadat de computer de patronen voor elke klasse heeft bepaald, wordt elke pixel in de afbeelding vergeleken met deze patronen en aangeduid als de klasse waarop de pixel het meest lijkt zie Figuur 16. (Natural Resources Canada, 2013)



Figuur 16: Gesuperviseerde classificatie (Natural Resources Canada, 2015)



Figuur 17: Niet-gesuperviseerde classificatie (Natural Resources Canada, 2015)

In een **niet-gesuperviseerde classificatie** (zie Figuur 17) worden de spectrale klassen eerst gegroepeerd en uitsluitend gebaseerd op de numerieke informatie in de gegevens. De gegroepeerde gegevens worden vervolgens door de analist gekoppeld aan informatieklassen. Programma's, clusteringalgoritmen genaamd, worden gebruikt om de groeperingen van de gegevens te bepalen. Gewoonlijk geeft de analist aan hoeveel groepen of klassen in de gegevens moeten worden gezocht. Het uiteindelijke resultaat van dit iteratieve proces kan resulteren in enkele klassen die de analist later wil combineren of klassen die verder moeten worden opgedeeld. Niet-gesuperviseerde classificaties zijn dus niet volledig zonder menselijke tussenkomst uit te voeren. Het proces begint echter zonder een vooraf bepaalde reeks klassen. (Natural Resources Canada, 2013)

Niet-gesuperviseerde classificatie kan over het algemeen in twee technieken ingedeeld worden, namelijk rand- en regiotechnieken (Rydberg & Borgfors, 1999; Turker & Kok, 2013; Wuest & Zhang, 2009). Randmethoden zijn gericht op het detecteren van de randen (discontinuïteit tussen pixelwaarden) in beelden die worden gebruikt als kandidaat-pixels voor regiogrenzen. Bij regionale methoden worden pixels gegroepeerd tot objecten op basis van een homogeniteitscriterium (Alemu, 2016; Mueller, Segl, & Kaufmann, 2004). Multi-resolutie segmentatie (MRS), zoals beschreven in Baatz & Schäpe (2000), is een populair regio-gebaseerd segmentatiealgoritme dat gebruikt wordt voor het afbakenen van veldgrenzen. De segmentatie van akkers bleek moeilijk, omdat de velden met een grote interne variatie over-gesegmenteerd bleken te zijn, terwijl de kleine aangrenzende velden onder-gesegmenteerd waren.

Watershed segmentation (WS) is een ander populair segmentatiealgoritme op basis van regio's dat wordt toegepast op een enkel gradiëntbeeld met als doel het vinden van gebieden met een hoge intensiteit (waterscheidingen) die regio's van lokale minima (bekkens) verdelen (Salman, 2006). Butenuth et al. (2004) gebruikten het WS-algoritme om agrarische velden af te bakenen bij luchtfoto's. GIS-kennis van bestaande veldgrenzen werd gebruikt om de segmentatie te ondersteunen. De resultaten toonden het potentieel van de techniek om landbouwvelden af te bakenen. (Watkins & van Niekerk, 2019)

Thresholding is een gekende techniek in beeldsegmentatie. Het gebruikt grijschaal beelden en zet deze om naar binaire beelden. Doorheen het proces wordt elke individuele pixel in een beeld gemarkeerd als een object-pixel indien de waarde groter is dan de drempelwaarde (threshold-waarde). Dit principe is gekend als de bovendrempel. De binnendrempel refereert naar een pixel die gemarkeerd wordt mits het object tussen twee drempelwaarden ligt. De buitendrempel is het tegenovergestelde van de binnendrempel. Gewoonlijk wordt aan een object-pixel de waarde "1" toegekend en aan de achtergrond-pixel de waarde "0". Uiteindelijk wordt een binair beeld gevormd door elke pixel wit of zwart te kleuren, afhankelijk van het label van de pixel. (Makkar & Pundir, 2014; Kittler & Illingworth, 1985).

Bij de *thresholding*-techniek is de Otsu-methode de meest gekende en succesvolle methode die globaal toegepast kan worden (Vala & Baxi, 2013). De benadering is relatief simpel, omdat de methode automatisch een drempel "t" selecteert uit een grijschaal histogram dat wordt afgeleid uit het standpunt

van een discriminantanalyse (Isa, Sulaiman, & Mustapha, 2016). Gebaseerd op het grijsschaal histogram van een beeld neemt de Otsu-methode de variantie tussen klassen als een criterium om de ideale drempel te selecteren. Deze methode wordt geciteerd als een zeer effectieve *thresholding* techniek die veel gebruikt wordt in verscheidene *thresholding* taken. (Yang, et al., 2015)

Een nadeel aan bovenvermelde regio-gebaseerde algoritmes is dat vaak fouten optreden langs veldgrenzen, wanneer objecten de eigenlijke grens niet bereiken. Veldgrenzen vormen een apart gebied van homogeniteit wat kan leiden tot het ontstaan van veelhoeken langs de randen van het veld. (Chen, Qiu, Wu, & Du, 2015)

Een hybride aanpak, die zowel rand- als gebiedsgerichte methoden integreert, is voorgesteld om de voordelen van elke methode te benutten (Rydberg & Borgefors, 2001).

Rydberg & Borgefors (2001) segmenteerden hoge resolutie (20 m SPOT4 en 30 m Landsat- 7) multispectrale beelden om de grenzen van landbouwvelden af te bakenen. De hoge (87%) totale nauwkeurigheid die werd bereikt, werd toegeschreven aan het vermogen van de methode om de randen van verschillende banden te benutten. (Watkins & van Niekerk, 2019)

Li et al. (2010) volgden ook een hybride aanpak door het WS-algoritme op meerdere Quickbird-beelden toe te passen. De procedure leverde bevredigende resultaten op met weinig overmatige segmentatie en een nauwkeurigheid van ongeveer 78%. (Watkins & van Niekerk, 2019)

In een andere hybride benadering maakte Alemu (2016) gebruik van een detectiealgoritme om lineaire kenmerken te extraheren op zeer hoge resolutie (2 m) Worldview-2 beelden. Het vinden van de rand van een veld is een uitdaging, wanneer verschillende gewastypes vergelijkbare spectrale en structurele eigenschappen hebben in bepaalde stadia van hun fenologische groeicyclus (Esfahani, 2014; Pittman, Hansen, Becker-Reshef, Potapov, & Justice, 2010). Dit wordt nog complexer wanneer een enkel gewas wordt geteeld op aangrenzende percelen (Watkins & van Niekerk, 2019). Daarom is het noodzakelijk, om gedurende het groeiseizoen meerdere beelden te gebruiken, om nauwkeurig ruimtelijke overgangen (randen) tussen verschillende gewassen en gewassen van hetzelfde type te detecteren (Inglada, et al., 2015). Sentinel-2-beelden (Drusch, et al., 2012), beschikbaar met een ruimtelijke resolutie van 10 m en met ongekend korte tussenpozen (vijf dagen herbezoekingstijd), hebben nieuwe mogelijkheden geopend voor operationele (geautomatiseerde) afbakening van gewasgrenzen met behulp van aardobservatiemethoden. (Watkins & van Niekerk, 2019)

4 Afbakening onderzoek en doelstellingen

Tot op heden werden verschillende classificatie-indexen ontwikkeld om het landgebruik te bepalen. Vaak hadden deze indexen een specifiek doel voor het waarnemen van een bepaald aspect zoals water, vegetatie, gebouwen, watergehalte in planten,... De meeste indexen werden ontwikkeld op basis van banden voor Landsat-beelden. Recent is Sentinel opgekomen dat zoals Landsat *open-source* satellietbeelden ter beschikking stelt, maar met een betere resolutie.

Een vergelijkende studie werd uitgevoerd waarbij de resultaten op vlak van classificatie voor Landsat-8 en Sentinel-2 met elkaar vergeleken werden.

Het hoofddoel van het onderzoek was een eigen index ontwikkelen voor vegetatie en water op basis van de Sentinel-beelden in Vlaanderen.

Ten slotte diende een tool ontworpen te worden, zodat een gebruiker in ArcGIS eenvoudig en éénduidig gebruik kan maken van de index. Het resultaat streefde naar een volledig automatisch werkende classificatie die een voorstelling geeft van het gebied gesitueerd in Vlaanderen, waarbij de geclassificeerde index weergeeft waar “Water”, “Vegetatie” en “Andere” gelegen zijn.

5 Methode

In het eerste gedeelte van de studie werd onderzoek gedaan naar de vergelijking tussen Landsat-8 en Sentinel-2. De stappen die de onderzoekers gezet hebben, werden beknopt beschreven en uitgelegd, waarna overgegaan werd tot de bevindingen.

Voor het hoofddoel van het onderzoek, namelijk het ontwikkelen van een nieuwe index, werd als volgt te werk gegaan:

- Een methode voor het ontwikkelen van een nieuwe index werd opgesteld op basis van de literatuur.
- Banden en indexen werden geselecteerd aan hand van de spectrale waarden. Vervolgens werden met de geselecteerde (multi) indexen mathematische combinaties en *composite* multi-indexen gemaakt. De spectrale waarden en de “best” ontwikkelde index werden bepaald door middel van *random point picking*.
- De classificatie van de ontwikkelde *composite multi index* (CMI) werd verricht door middel van een *Support Vector Machine* (SVM). Een *Accuracy Assessment* (AA) werd uitgevoerd om de bruikbaar- en accuraatheid te testen. Ter referentie werd de ontwikkelde CMI vergeleken met de veel gebruikte NDVI. GRB-data en luchtfoto's werden gebruikt tijdens de AA als grondwaarheid.

Tenslotte werd via Python een volledig automatisch script voor ArcGIS gemaakt.

Het onderzoek werd uitgevoerd met beelden over Vlaanderen, die een wolkenbedekking hadden van 0 tot 2,56% en waarbij het beeld genomen is in de zomer. Andere seizoenen werden niet getest.

6 Onderzoek

6.1 Vergelijking van Landsat en Sentinel indexen

In deze masterproef werd in eerste instantie onderzoek gedaan naar de vergelijking tussen Landsat en Sentinel op vlak van water en vegetatie. Aangezien dit al meerdere malen werd onderzocht, worden in dit hoofdstuk de bevindingen van de reeds uitgevoerde onderzoeken beschreven.

Een eerste stap bestond uit het verzamelen van goede satellietbeelden voor het betrokken onderzoeksgebied. Deze beelden kunnen gratis worden gedownload op de ESA en USGS websites (<https://scihub.copernicus.eu/>) en (<https://earthexplorer.usgs.gov/>). Tijdens het downloaden werd gefocust op beelden met een minimale wolkendichtheid, omdat een te veel aan wolken invloed kon hebben op de resultaten door een verschil in spectrale resolutie. Bij een te veel aan wolken kon geopteerd worden voor het wegfilteren van de bewolking. (Arekhi, Goksel, Sanli, & Senel, 2019) Dit werd bijvoorbeeld uitgevoerd door Arekhi et al. in 2019 na een wolkenkwaliteitsbeoordeling in een QGIS-omgeving.

Vervolgens zijn een *resampling*, een atmosferische correctie en een subset-selectie noodzakelijk bij het voorbereiden van satellietbeelden. Resamplen zorgt ervoor dat de beelden van elke band dezelfde resolutie en hetzelfde aantal pixels hebben. Door de subset kunnen specifieke interessegebieden opnieuw worden gekozen (Zhang, et al., 2018). De subset wordt uitgevoerd door het toepassen van een algoritme, waarna een beoordeling automatisch bekomen wordt. Atmosferische correctiealgoritmen zijn bij het onderzoek van Zhang et al. gebaseerd op de atmosferische en topografische correctie voor satellietbeelden van Richter (Richter & Schlöpfer, 2007). Deze methode voert atmosferische correcties uit volgens het libRadtran-stralingsoverdrachtmodel dat rekening houdt met verschillende atmosferische omstandigheden, zonnegeometrieën en grondhoogten. SNAP-software biedt een *plugin* om atmosferische correcties aan te brengen, genaamd Sen2Cor. (Zhang, et al., 2018)

Na het beoordelen werd bij een groot aantal van de onderzoeken overgegaan tot het resamplen van de Sentinel-beelden tot een resolutie van 30 m. Dit werd uitgevoerd om ervoor te zorgen dat de resolutie tussen Landsat en Sentinel dezelfde was, waardoor een juiste vergelijking gemaakt werd (Arekhi, Goksel, Sanli, & Senel, 2019; Mandanici & Bitelli, 2016). In een aantal onderzoeken werden de beelden niet geresampled. In het onderzoek van Pal & Antil in 2017 werd gekozen om geen *resampling* van de Sentinel-beelden uit te voeren. De argumentatie hierachter was dat ondanks de beschikbaarheid van verschillende indexen het niet mogelijk was om een correct onderscheid te maken tussen bebouwde oppervlakte of kale grond door middel van Landsat-gegevens. Om het probleem op te lossen werd gekozen voor het gebruik van hoge resolutie (10 m) satellietgegevens van Sentinel-2 om de bebouwde oppervlakte te onderscheiden van de kale grond (Pal & Antil, 2017). Meyer et al. maakten in 2019 voor dezelfde reden geen gebruik van *resampling* van Sentinel-beelden. In dit geval werd gesproken over het voorspellen van LAI doordat veel VI's sterk correlerend waren.

Eens de *resampling* uitgevoerd was, werd overgegaan tot een verschuiving van de beelden. Recente studies (Yan, Roy, Zhang, Li, & Huang, 2016) onderzochten de standaard geolokaliseerde Landsat 8 *Level-1T* en Sentinel-2 *Level-1C* producten, waarbij een verkeerde uitlijning van verschillende pixels tussen de twee werd gevonden. Beelden bij het onderzoek van Mandanici & Bitelli in 2016 werden daarom gezamenlijk geometrisch geregistreerd, gebruikmakend van tien tie-points en een conforme transformatie. De gevonden globale RMSE op de coördinaten van de tie-points was ongeveer 6 m, wat lager was dan de MSI pixelgrootte. Arekhi et al. voerden ook een verschuiving van de beelden uit omdat de beelden niet mooi overeen kwamen. De verschuiving werd gecorrigeerd door toepassing van de geoshift-functie van een Landsat-pakket. Zodra de voorgaande stappen waren uitgevoerd gingen alle onderzoeken over tot het maken van de indexen.

Arekhi et al. genereerden op semi-automatische wijze de vegetatie-indexen (VI's) door middel van een plugin in de QGIS-omgeving. De VI's die in deze studie werden onderzocht zijn NDVI (Rouse et al., 1974), NDWI (Gao, 1996) en Enhanced Vegetation Index (EVI) (Huete et al., 1997).

Algemene formule:
$$EVI = \frac{G*(NIR-ROOD)}{NIR+C1*ROOD-C2*BLAUW+L}$$
 (Huete et al., 1997)

met $G = 2,5$; $C1 = 6$; $C2 = 7,5$; $L = 1$

Na het bekomen van de indexen werd in de onderzoeken overgegaan tot het evalueren van de indexen en/of banden tussen Landsat-8 en Sentinel-2.

Arekhi et al. evalueerden zowel de banden als de indexen in 2019 door de coëfficiënten van de Pearson's correlatie te berekenen. Doorheen dit onderzoek werden de drie verschillende indexen (EVI, NDVI en NDWI) berekend en vergeleken samen met banden 1, 2, 3, 4 en 5 voor zowel Landsat-8 als Sentinel-2. De resultaten van de analyse toonden aan dat de hoogste correlatiecoëfficiënten van banden 1, 2, 3 en 4 van Sentinel-2A en Landsat-8 OLI verkregen werden in het voorjaar met een waarde van respectievelijk 0,90; 0,91; 0,87 en 0,94. De NDVI-, EVI-, en NDWI-resultaten van het voorjaar hadden respectievelijk een correlatiewaarde van 0,92; 0,91 en 0,89, die in vergelijking met banden 1, 2, 3, 4 en 5 hoger waren. Ondanks een verschil van drie dagen tussen de verwervingsdatum van de Landsat-8 en Sentinel-2A gegevens tijdens de zomer was de correlatie tussen beiden zeer hoog (0,89) en lag deze ook zeer dicht bij de NDVI resultaten van de andere seizoenen. Tal van studies maakten gebruik van beelden die op dezelfde dag verkregen werden. Daarnaast werden ook vele studies die de resultaten met verschillende opnamedata vergeleken uitgevoerd (Lessio, Fissore, & Borgogno Mondino, 2017; Flood, 2017; Mandanici & Bitelli, 2016; Van der Werff & Van der Meer, 2015; Zhang, et al., 2018; Li, Xu, & Guo, 2014). Deze studies toonden aan dat een nauwere beeldverwervingsdatum resulteerde in een hogere correlatie en dat het driedaagse verschil in de verwervingsdatum geen significante afwijking in de correlatiecoëfficiënten veroorzaakte. Aan de andere kant, zoals gepresenteerd in de studie van Li et al., (2014) leidde een langer tijdsverschil (zoals 17 dagen) tot een drastische daling van de correlatiewaarden. Lessio et al., (2017) verkregen consistente ruimtelijke informatie tussen Sentinel-2

en Landsat-8. Deze belangrijke uitkomst toonde aan dat de twee datasets door elkaar gebruikt konden worden. Zo kon bijvoorbeeld bij fenologische monitoring en tijdreeksstudies waarbij het studiegebied op Landsat-8 als te bewolkt werd geregistreerd, gebruik gemaakt worden van Sentinel-2A-beelden. Bovendien bleek uit het monitoren en berekenen van de ruimtelijke variatie van alle variabelen dat de datasets bijna dezelfde ruimtelijke en spectrale variatie hadden. Op basis van deze bevindingen werd door Arekhi et al., in 2019 geschat dat de NDVI tussen Landsat-8 en Sentinel-2 datasets de hoogste continuïteit en consistentie vertoonde met de hoogste correlatiewaarden, gevolgd door EVI. Wat de banden betreft, hadden banden 4 (ROOD) en 5 (NIR) de hoogste correlatiewaarden. Als geen atmosferisch effect voorkwam in het ophalen van gegevens, kon ofwel Landsat-8 of Sentinel-2 gebruikt worden voor het monitoren. (Arekhi, Goksel, Sanli, & Senel, 2019)

Pal & Antil gingen in 2017 op een andere manier te werk. In de studie werd onderzocht of Sentinel-2 een beter resultaat kon geven dan Landsat-8 om kale bodem en bebouwde oppervlakken te onderscheiden. Een *Support Vector Machine* (SVM) werd gebruikt om de spectrale waarden om te zetten tot klassen. De SVM is gebaseerd op een statistische leertheorie (Vapnik, 1998) en werkt op het principe van optimale klassenscheiding. In het geval van een herkeningsprobleem voor een patroon met twee klassen, waarbij de klassen lineair scheidbaar zijn, kiest de SVM uit het oneindige aantal lineaire beslissingsgrenzen, de grens die de veralgemeningsfout tot een minimum beperkt. De gekozen beslissingsgrens zal dus één zijn die de grootste marge tussen de twee klassen laat (Vapnik, 1998). Verschillende door de gebruiker gedefinieerde parameters zijn nodig om optimale prestaties te bereiken met de SVM-indeling voor de classificatie van landbedekking. (Pal & Antil, 2017) Vergelijking van geclassificeerde beelden suggereerde dat de indexen, die gebruikt werden door middel van Landsat-8 gegevens, niet in staat waren om de kale bodem en de bebouwde oppervlakte nauwkeurig te identificeren. Het grootste deel van het studiegebied van Pal & Antil in 2017, dat in feite kale grond was, werd door de SVM met behulp van Landsat-8 gegevens geclassificeerd als bebouwd gebied. Een mogelijke reden voor slechte prestaties van de gegevens van Landsat-8 werd toegeschreven aan de ruimtelijke resolutie van de gegevens van Landsat-8 ten opzichte van de grootte van de percelen in het studiegebied. De resultaten die bekomen werden, impliceerden dat het gebruik van de SWIR-band van Sentinel-2 (banden 11 en 12) een bijdrage leverden aan het verbeteren van de nauwkeurigheid van de classificatie, voor zowel kale bodem als voor de bebouwde oppervlakte. (Pal & Antil, 2017)

In het onderzoek van Zhang et al., in 2017 werd beschreven dat Sentinel-2A populairder is vanwege zijn fijne eigenschappen, waaronder een groter aantal banden, een kortere herhalingsperiode en een hogere ruimtelijke resolutie. Sentinel-2A biedt meer details in de NIR-bandbreedte en SWIR-bandbreedte, wat nuttig is voor de landbouw, bosbewaking en beheerstoepassingen voor natuurrampen. Een nadeel van Sentinel-2A in vergelijking met Landsat-8 is dat geen thermische infraroodbanden voorhanden zijn. Het aantal banden, de ruimtelijke en temporele resolutie bepalen de kwaliteit van het spectrale beeld.

Hierdoor is de Sentinel-2A-satelliet meer geschikt voor toepassingen voor *remote sensing* methoden. (Zhang, et al., 2018)

Een volgend onderzoek met als doel gegevens van Sentinel-2 en Landsat-8 te vergelijken voor schatting van de LAI bij bladverliezende loofbomen werd uitgevoerd door Meyer et al., in 2019. Daarbij werd vastgesteld dat Sentinel-2 in staat was om continu data te bieden voor aardobservatiemissies. De resultaten leidden tot de conclusie dat Sentinel-2 geen systematisch betere (noch slechtere) schatting van de LAI in een Midden-Europees loofbos gaf, aangezien de verschillen te verwaarlozen waren. Verschillende studies toonden aan dat de LAI van loofbomen over het algemeen nauwkeuriger afgeleid werd uit het REDedge-gebied. In dit geval resulteerde het echter niet tot betere modellen dan het gebruik van de gevestigde indexen op basis van de NIR- en het RED-gebied van het spectrum. De hoge herhalingsfrequentie van het Sentinel-2-paar maakte het mogelijk om een beter inzicht te krijgen in de dynamiek van het bos gedurende het hele seizoen. (Meyer, Heurich, Beudert, Premier, & Pflugmacher, 2019)

In het onderzoek van Forkuor, Serme, Dimobe, & Tondoh in 2017 kon een gelijkaardige conclusie getrokken worden. Het onderzoek ging namelijk over het synergetisch gebruik van Landsat-8 en Sentinel-2 bij het in kaart brengen van LULC. Opvallend bij Sentinel-2 was de toevoeging van drie banden in het REDedge-gedeelte van het EM-spectrum. Vijf experimenten met verschillende gegevensconfiguraties werden opgezet en geëvalueerd met behulp van drie *machine learning algorithms* (MLA's), namelijk *Random Forest* (RF), *Support Vector Machines* (SVM) en *Stochastic Gradient Boosting* (SGB). SGB en RF presteerden in de meeste gevallen iets beter dan SVM. Verschillen in de nauwkeurigheidsschattingen van SGB en RF waren over het algemeen statistisch onbeduidend. De *overall accuracy* van de classificatie van Sentinel-2 met banden in het REDedge-gedeelte bleek betere resultaten op te leveren dan de Landsat-8 en vergelijkbare resultaten ten opzichte van de andere Sentinel-2 banden (in het NIR en SWIR). De nauwkeurigheid van de meeste LULC klassen werd verbeterd door de Sentinel-2 REDedge-banden. (Forkuor, Serme, Dimobe, & Tondoh, 2017)

Algemeen kon geconcludeerd worden dat wanneer geen atmosferisch effect of geen foute geolocatie van het beeld aanwezig was voor de classificatie via indexen van Landsat-8 en Sentinel-2 beelden, vergelijkbare resultaten bekomen werden. Sentinel-2 gaf verbeteringen dankzij de betere ruimtelijke, spectrale en temporele resolutie, maar op vlak van bestaande banden was geen opmerkelijk verschil om het gebruik van Landsat-8 te negeren of te vervangen. Daarom kunnen en moeten beide satellieten naast elkaar bestaan en samen worden gebruikt om de beschikbaarheid van gegevens te vergroten, waarbij de ene satelliet het gebrek aan beelden van de andere levert om de best mogelijke resultaten te behalen in onderzoek voor *remote sensing*. Wat de toegevoegde waarde van de nieuwe banden (REDedge-banden) betreft, werd geconcludeerd dat deze een sterke verbetering bieden op vlak van LULC-kartering en het

herkennen van vegetatie en gewassen. Voor het onderscheid tussen kale gronden en bebouwde gebieden in stedelijke karteringsstudies werden met behulp van Sentinel-2 betere prestaties bekomen.

6.2 Nieuwe indexen ontwikkeld voor Sentinel

Verschillende nieuwe indexen werden reeds ontwikkeld voor gebruik met Sentinel-data. In wat volgt, worden de indexen *Red Edge Disease Stress Index* (REDSI), *Heavy Metal Stress Sensitive Index* (HMSSI) en *Normalized Differential Greenness Index* (NDGI) besproken.

De REDSI werd voorgesteld door Zheng et al., in 2018 met als doel het ontwikkelen van een methode voor het identificeren en monitoren van gele roest. Dit is van groot belang voor de landbouwproductie over grote gebieden. Gele roest is één van de meest destructieve ziekten voor wintertarwe en leidt tot een aanzienlijke daling van de kwaliteit en opbrengst. De studie maakte gebruik van het Sentinel-2 Multispectral Instrument (MSI) en twee REDedge-banden (banden 5 en 7) en de rode band (band 4) om een verschil te maken in de gele roestbesmettingsernst (gezond, licht en ernstig) voor wintertarwe. Het geelroest-geïnfecteerde wintertarwe heeft meestal een hogere spectrale reflectie in de VIS- en SWIR-banden, vooral in de rode band en een veel lagere spectrale reflectie in de NIR-band in vergelijking met gezonde wintertarwe. Voorgaande studies hebben aangetoond dat een toename van reflectie van het VIS geassocieerd was met de afname van de chloroplast. (Zheng, Huang, Cui, Shi, & Liu, 2018) Sentinel-2 MSI heeft REDedge-banden (banden 5, 6 en 7) die een sterke correlatie ten opzichte van elkaar hebben. Om een index zo goed mogelijk op te bouwen moesten banden gekozen worden zonder correlatie om de verschillen zo goed mogelijk te onderscheiden. Zo toonde het onderzoek van Zheng et al., dat de reflectie van banden 4 en 7 tegenovergestelde trends had onder de voorwaarde van ziektespanning. Hoe hoger de ernst van gele roestbesmetting, hoe groter de reflectiecoëfficiënt van band 4 en hoe kleiner de reflectiecoëfficiënt van band 7. (Zheng, Huang, Cui, Shi, & Liu, 2018)

De HMSSI werd ontwikkeld door Zhang et al., in 2018. In de afgelopen decennia, met de snelle ontwikkeling van de Chinese industrie en verstedelijking, nam het probleem van de verontreiniging van de bodem met zware metalen veroorzaakt door industriële en huishoudelijke afvalwaterlozingen, irrigatie met afvalwater en de uitstoot van auto's sterk toe (Zheng, Huang, Cui, Shi, & Liu, 2018). Te hoge concentraties zware metalen belemmerden de groei van gewassen en vormden een bedreiging voor de menselijke gezondheid door het binnendringen in de voedselketen en de migratie naar drinkwaterbronnen. (Zheng, Huang, Cui, Shi, & Liu, 2018) De snelle en accurate detectie van zware metalen in gewassen was dus van vitaal belang om vermoedelijk besmette gebieden te diagnosticeren, gezondheidsrisico's te beoordelen en bijgevolg de menselijke gezondheid te beschermen. Talrijke studies hadden aangetoond dat *remote sensing* met succes gebruikt werd om de stressniveaus van zware metalen in planten te monitoren. Stress van zware metalen kan de groei van planten negatief beïnvloeden: het kan bijvoorbeeld het chlorofylgehalte van het bladerdak verminderen en de celstructuur veranderen. Zo kan het chlorofylgehalte worden overwogen als indicator van de huidige

gezondheidstoestand van planten. De veranderingen in het chlorofylgehalte kunnen de reflectie van VIS- en NIR-gebieden veranderen. Het REDedge-gebied (snelle verandering in de reflectie van de vegetatie van het rode naar het NIR bereik van 680-760 nm) is nauw verwant aan het chlorofylgehalte van verschillende planten. (Zheng, Huang, Cui, Shi, & Liu, 2018) De studie van Zhang et al., (2018) had tot hoofddoel om een nieuwe vegetatie-index op te stellen die de nauwkeurigheid van de detectie van zware metalen stress kon verbeteren door gebruik te maken van verschillende REDedge spectrale indexen. Hiervoor werden de gegevens van Sentinel-2 satellieten gebruikt. De resultaten van de voorgestelde index werden vergeleken met die van bestaande indexen, namelijk de *REDedge Chlorophyll Index* (Clred-edge) en de *Plant Senescence Reflectance Index* (PSRI). De nieuwe index kan de verschillende stressniveaus beter onderscheiden. (Zhang, Liu, Liu, & Zhou, 2018) De bevredigende resultaten werden aan twee aspecten toegeschreven. Het gebruik van Clred-edge of PSRI, die in deze studie onbevredigende resultaten lieten zien, was onvoldoende om zware metalen nauwkeurig te detecteren. De waarden van de vegetatie-indexen vertoonden geen significant verschil onder verschillende spanningsniveaus op de satellietbeelden. De twee vegetatie-indexen vertoonden echter tegengestelde trends onder verschillende stressniveaus: Clred-edge neemt af met de stressniveaus, terwijl PSRI toeneemt. Omdat HMSSI de verhouding tussen Clred-edge en PSRI is, kan HMSSI het verschil in stress aanzienlijk vergroten. (Zhang, Liu, Liu, & Zhou, 2018)

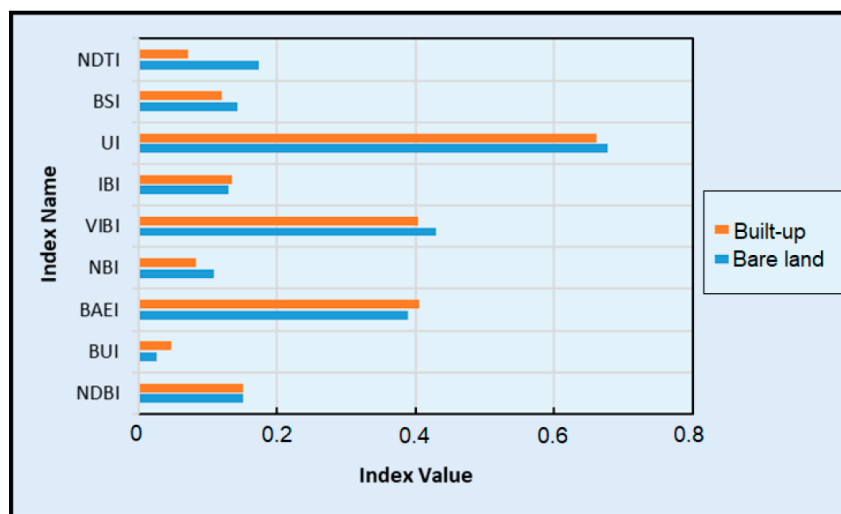
De NDGI werd bekomen door Nedkov in 2017. Methoden voor beeldorthogonalisatie werden gebruikt voor het berekenen van verschillende kenmerken voor bodem en vegetatie. De methoden werden uitgevoerd om een analyse van verandering in het aardoppervlak te vergemakkelijken. De meest gebruikte index is NDVI, welke een directe beoordeling van de conditie van de bladeren geeft. (Zhang, Liu, Liu, & Zhou, 2018) In het onderzoek vermeldde Nedkov dat NDVI in sommige gevallen niet gevoelig genoeg was voor het analyseren van zeer abrupte veranderingen in de vegetatie. In het werk werd gebruik gemaakt van een andere benadering voor de beoordeling van de veranderingen voor vegetatie, waarbij een index gebaseerd was op de component "Groenheid". Het onderzoek stelde een nieuwe index vast op basis van de component "Groenheid" en gaf de veranderingsdynamiek van de vegetatie weer afhankelijk van de tijdsperiode. Hiermee kon een beoordeling gemaakt worden van de negatieve en positieve veranderingen van de vegetatie. De waarden van de NDGI variëren van -1 tot +1. (Nedkov, 2017) Uit de resultaten van de analyse bleek dat het gebruik van de NDGI een nauwkeurigere beoordeling van tijdelijke vegetatieveranderingen mogelijk maakte. (Nedkov, 2017)

Ingeval een nieuwe index gecreëerd wordt, is het dus belangrijk om de banden goed te analyseren. Wanneer twee banden tegengestelde waarden hebben, worden de kenmerken door middel van de verhouding tijdens de classificatie gemakkelijker weergegeven. In het onderzoek zal hiernaar gezocht worden.

6.3 Nieuwe Composite Multi-index voor Sentinel

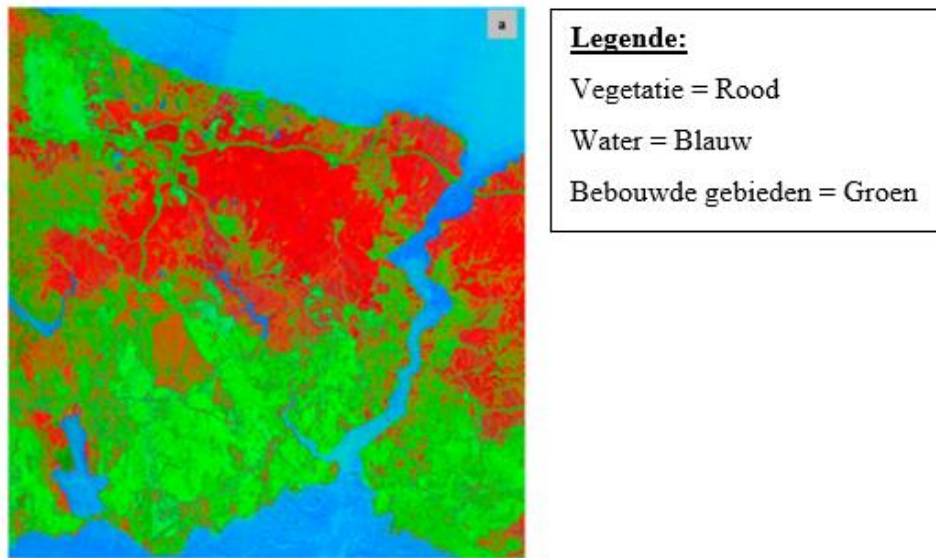
In 2019 voerden Etehadhi et al. een onderzoek uit om een op meerdere indexen gebaseerde SVM-classificatiebenadering voor te stellen voor het in kaart brengen van zeven verschillende landgebruiksklassen in complexe stedelijke gebieden. Het onderzoek was gericht op het scheiden van bebouwde en braakliggende gebieden naast het bieden van een nauwkeurige en betrouwbare landgebruikskaart in drie dichtbevolkte stedelijke grootsteden van Turkije met behulp van de Sentinel-2A-beelden.

De resultaten van dit onderzoek toonden aan dat NDTI in combinatie met $NDVI_{REDedge-D}$ en MNDWI de scheiding tussen de bebouwde gebieden en het braakliggende land verbeterde. (Etehadhi, 2019)

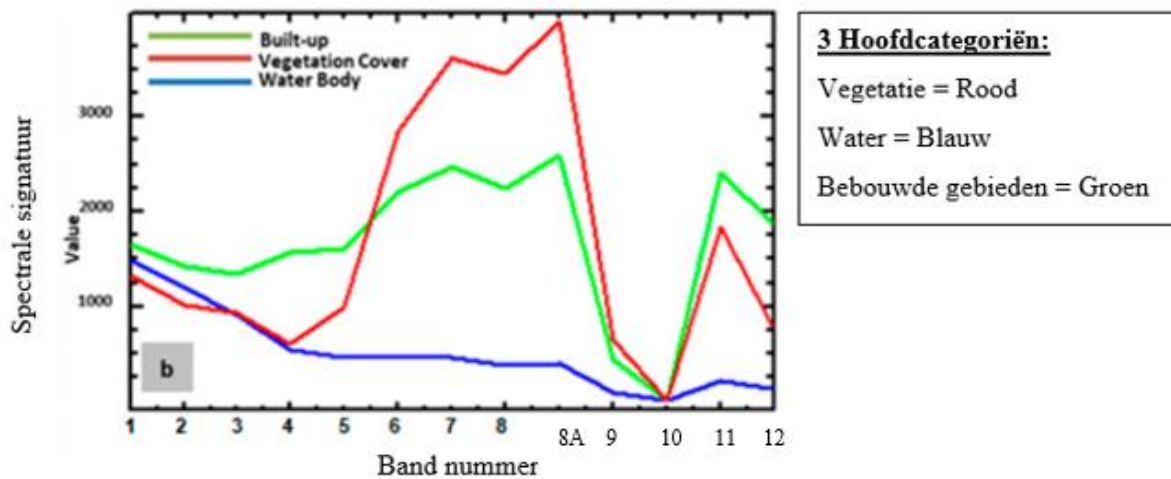


Figuur 18: Vergelijking van de gemiddelde indexwaarden van datapunten op braakliggende grond en built-up klassen (Etehadhi, 2019)

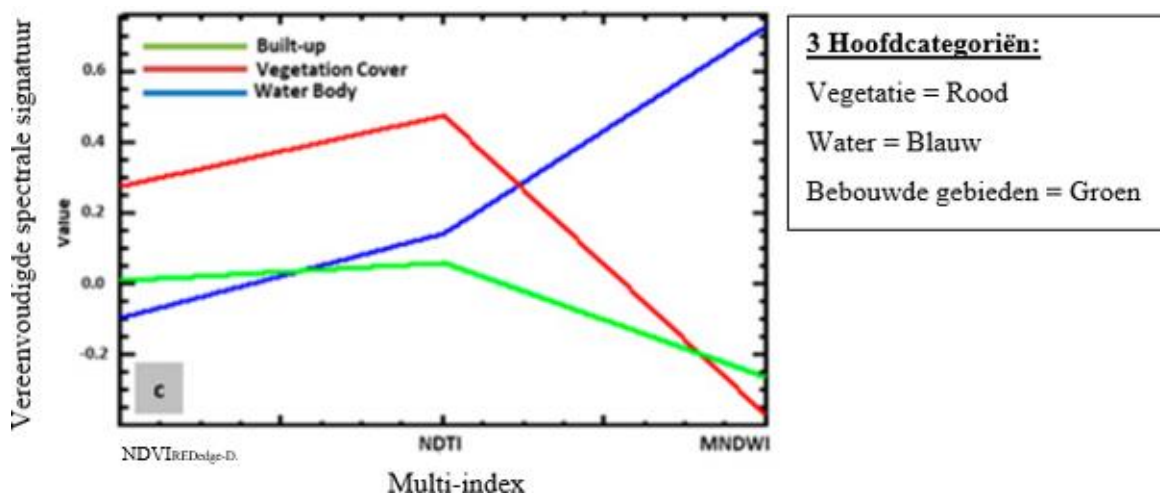
Zoals geïllustreerd in Figuur 18 biedt de NDTI onderscheidende waarden voor braakliggende grond en de bebouwde oppervlakte, in tegenstelling tot de bestaande *built-up* indexen die gelijkaardige waarden vertonen voor beide categorieën. Terwijl NDTI het contrast tussen braakliggend land en bebouwde gebieden verhoogt, vermindert de index het contrast tussen waterlichamen en andere landbedekkingen. Dit nadeel werd verholpen door de multi-indexbenadering voorgesteld door Etehadhi et al. (Etehadhi, 2019)



Figuur 19: RGB-compositie van de NDTI (Rode band), NDVI_{RED}-D (Groene band) en MNDWI (Blauwe band) (Etehad, 2019)



Figuur 20: Spectrale signaturen van de drie hoofdcategorieën voor de dertien banden van de Sentinel-2A satelliet (Etehad, 2019)



Figuur 21: Vereenvoudigde spectrale signaturen van de drie hoofdcategorieën voor multi-indexen NDVI_{RED}-D, NDTI en MNDWI (Etehad, 2019)

Figuur 19 geeft een Rood- Groen- Blauw- (RGB) compositie opgebouwd uit de NDTI, $NDVI_{REDedge-D.}$ en MNDWI weer. Dit multi-indexbeeld biedt een goede discriminatie tussen de drie belangrijkste landgebruikscategorieën (“Vegetatie” in ROOD, “Water” in BLAUW en “Bebouwde gebieden” in GROEN). De spectrale signatuur analyse toonde aan dat de multi-index gegevens een meer lineaire en vereenvoudigde reactie vertegenwoordigden voor de belangrijkste landgebruikscategorieën dan de originele bandbeelden, wat op een beter scheidingsvermogen duidde (zie Figuur 20 en Figuur 21).

De classificatieresultaten en nauwkeurigheidscntroles toonden aan dat de NDTI, in combinatie met $NDVI_{REDedge-D.}$ en de MNDWI, de hoogste nauwkeurigheid opleverde in vergelijking met andere combinaties, waaronder de bestaande *built-up* indexen en de originele beeldclassificatie (zie Tabel 6 en Tabel 7). (Etehadhi, 2019)

Tabel 6: Classificatie nauwkeurigheid van de verschillende benaderingen voor de Istanbul regio (Etehadhi, 2019)

	<i>Sentinel-2A (10 banden)</i>		$NDBI+NDVI_{REDedge-D.}+MNDWI$		$NDTI+NDVI_{REDedge-D.}+MNDWI$	
	<i>Producer's Accuracy (%)</i>	<i>User's Accuracy (%)</i>	<i>Producer's Accuracy (%)</i>	<i>User's Accuracy (%)</i>	<i>Producer's Accuracy (%)</i>	<i>User's Accuracy (%)</i>
Braakliggend gebied	90,78	55,49	53,32	61,13	92,90	92,11
Asfalt	93,75	100	72,50	96,67	85,71	100
Water	100	97,50	100	97,50	100	97,50
Industrie	96,77	85,71	92,68	54,29	98,28	81,43
Bebouwd gebied	62,77	95,20	40,79	34,32	93,28	92,25
Bos	62,89	100	81,90	86	94,23	98
Vegetatie	78,57	45,71	81,82	77,14	93,33	100

Tabel 7: Vergelijking van de Overall Accuracy en de Kappa coëfficiënt voor de Istanbul regio (Etehadhi, 2019)

<i>Data Type</i>	<i>Overall Accuracy</i>	<i>Kappa coëfficiënt</i>
Sentinel-2A (10 banden)	0,75	0,67
$NDBI+NDVI_{REDedge-D.}+MNDWI$	0,60	0,47
$NDTI+NDVI_{REDedge-D.}+MNDWI$	0,93	0,91

6.4 Korte conclusie uit paragrafen 3.3, 6.2 en 6.3

De classificatie is geëvolueerd van een eenvoudige classificatie op basis van banden naar een mathematische combinatie, namelijk een index. Een volgende stap in het proces was het ontwerpen van multi-indexen. De meest recente ontwikkeling was het gebruik van CMI's. Elke actie in deze evolutie betekende een verbetering voor de classificatie. Voor de realisatie van een nieuwe CMI voor "Water" en "Vegetatie" werden deze stappen gevolgd. Bij iedere fase (banden, indexen, multi-indexen) werden de meest optimale opties meegenomen naar het volgende stadium om zo een goede index te bekomen. Belangrijk was dat de twee kenmerken "Water" en "Vegetatie" opvielen. Daarom werd gezocht naar tegenovergestelde trends in de spectrale waarde. Indien twee banden tegengestelde waarden hebben, worden de kenmerken tijdens de classificatie gemakkelijker weergegeven. In het onderzoek werd eveneens gezocht naar een CMI met drie verschillende indexen. De indexen werden ofwel in het rode spectrum, het blauwe spectrum of het groene spectrum afgebeeld. Door de indexen onder te verdelen in verschillende spectra kon een hogere nauwkeurigheid bekomen worden. In het onderzoek van Ettehadi et al., werd een maximale *overall accuracy* van 98% behaald door middel van de CMI.

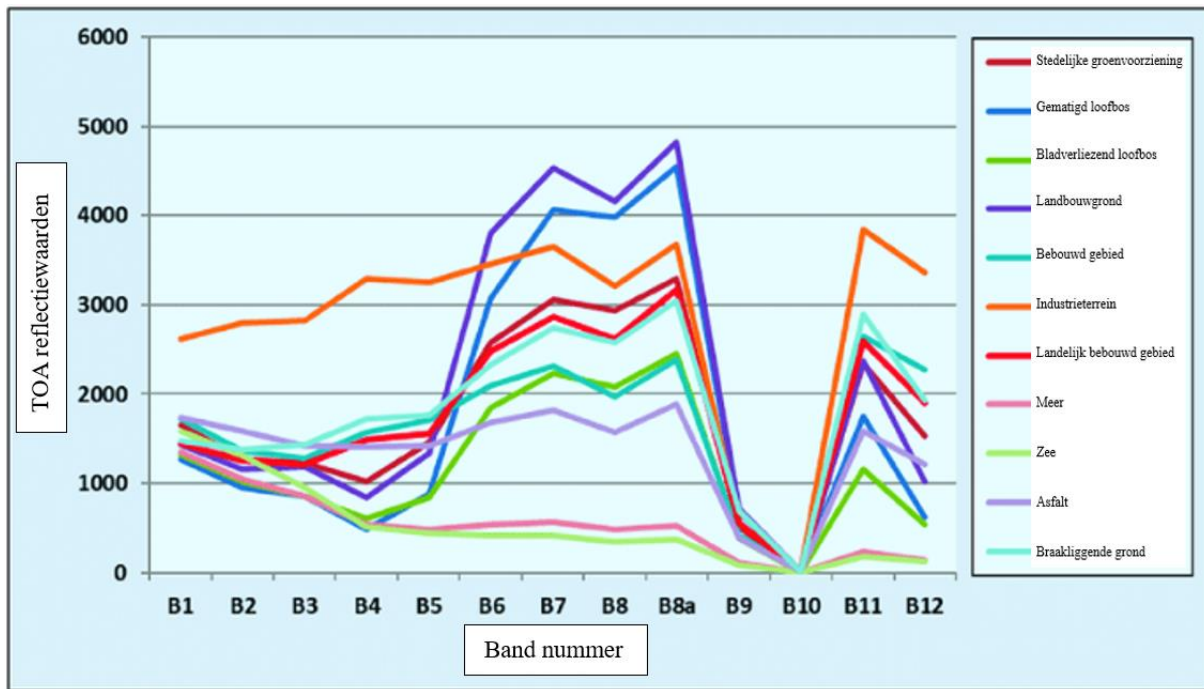
6.5 De ontwikkeling van een eigen index voor vegetatie en water

Door de indexen die besproken werden in de literatuurstudie en reeds uitgewerkte studies, kan een selectie van banden gemaakt worden, waaruit de nieuwe index gecreëerd wordt.

Zuiver water heeft bijvoorbeeld een hoge absorptie (reflectie < 3%) over het NIR en SWIR (Jones en Vaughan, 2010). Blauwe en groene banden hebben een relatief hoge reflectiecoëfficiënt in vergelijking met andere banden. Voor zuiver water is bijna geen reflectie zichtbaar wanneer de golflengte langer dan 0,74 μm is. Vervolgens is in werkelijkheid de spectrale reflectie van het water afhankelijk van de watertroebelheid, waterdiepte,... (Gitelson, 1992; Lyzenga, 1978; Maritorea et al., 1994; Novo et al., 1989). Dat in beschouwing genomen, gecombineerd met Figuur 22, kon besloten worden dat voor “Water” banden 4 t.e.m. 8A en banden 11 en 12 mogelijks goede banden waren, aangezien een groot verschil in spectrale waarde bestond tussen de andere klassen.

De vegetatie heeft een lage reflectiecoëfficiënt in het zichtbaar bereik ($\leq 0,7 \mu\text{m}$), omdat de bladpigmenten (het chlorofyl-gehalte) meer blauw en rood licht absorberen dan groen licht (dus een kleine piek van reflectie in GROEN) (Jensen, 2009; Jones en Vaughan, 2010; Knippling, 1970). De NIR-band heeft een hoge reflectiecoëfficiënt (40%-50%) omwille van de cellen en de structuur in het blad. In het REDedge-gebied is de reflectie van het water juist laag in vergelijking met de vegetatie wat interessant is om de verschillen eruit te filteren. Bij het SWIR is deze trend eveneens zichtbaar. Hier zal het water een lage reflectie hebben in vergelijking met de vegetatie. De vegetatie heeft een piek op een golflengte van 1,61 μm . Dat in beschouwing genomen, gecombineerd met Figuur 22, kon besloten worden dat voor “Vegetatie” banden 4 t.e.m. 8A mogelijks goede banden waren, aangezien een groot verschil in spectrale waarde bestond tussen de andere klassen.

De rode, NIR- en SWIR-banden worden vaak ervaren als de belangrijkste banden om de toestand van de vegetatie te bepalen (Ceccato et al., 2001; Faurtyot en Baret, 1997; Tucker, 1980). Het algemeen patroon van de reflectiekromme is vergelijkbaar tussen verschillende vegetatietypen. Verschillen in blad pigmentgehalte, celstructuur en watergehalte tussen diverse vegetatietypen kunnen echter een wijziging in de reflectie van de vegetatie veroorzaken (Jones en Vaughan, 2010). Doordat het patroon van de curves terug komt, kan hier wel op gebaseerd worden ter selectie van de banden voor het onderzoek.



Figuur 22: Spectrale reflectie curves van LULC klassen gebaseerd op Sentinel-2A beelden (Etehadhi, 2019)

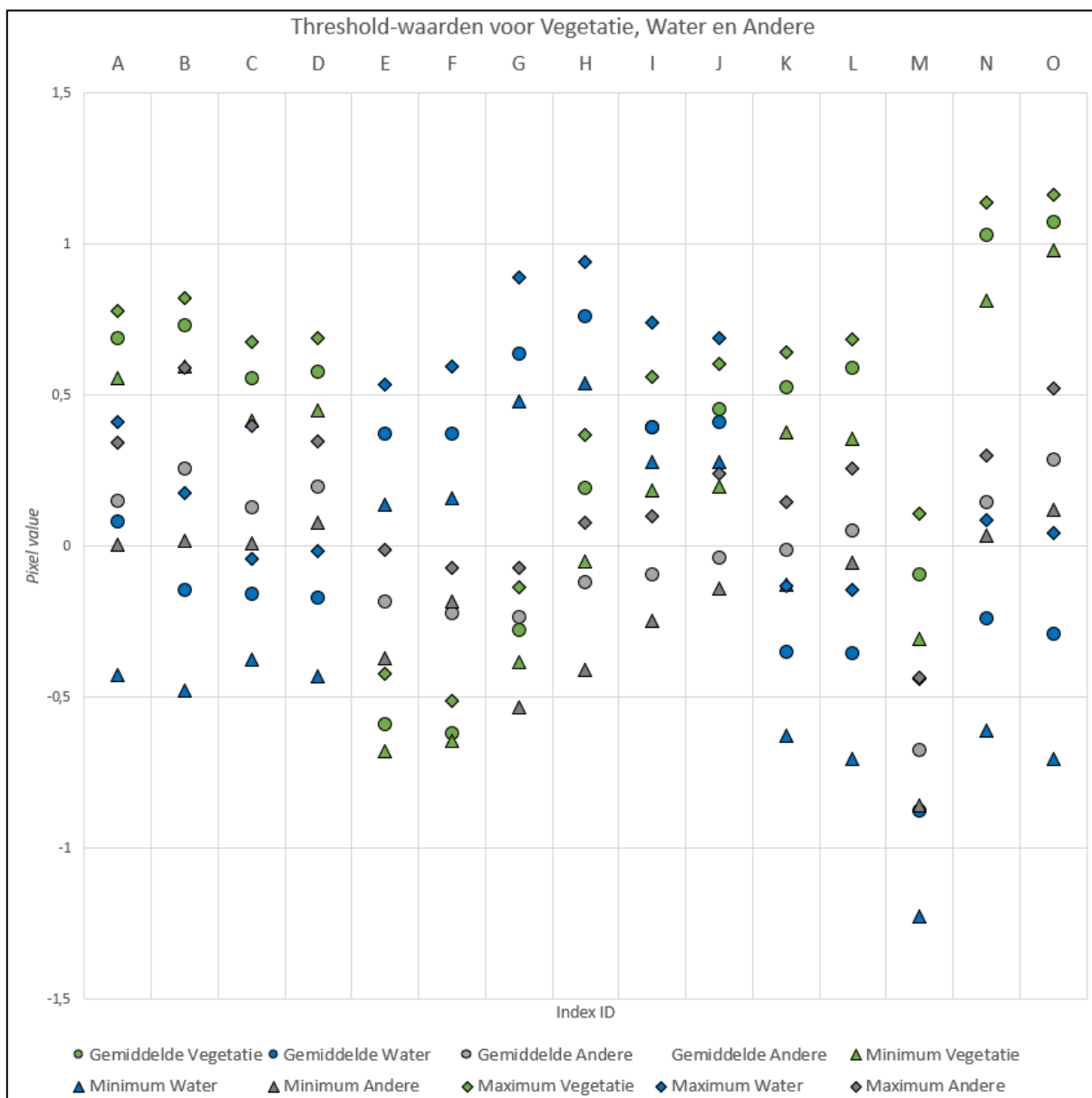
Tijdens deze studie werd voor de classificatie gebruik gemaakt van drie klassen, nl. “Vegetatie”, “Water” en “Andere”.

Na het selecteren van potentiële goede banden werd een keuze gemaakt van verschillende potentiële goed bruikbare indexen. Allen hadden de gemeenschappelijke factor dat minimaal één van de drie klassen goed zou waargenomen worden. De indexen werden meerdere keren gemaakt met verschillende combinaties van banden. De gebruikte indexen waren volgende: de *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), de *Normalized Difference Water Index* (NDWI), de *Modified Normalized Difference Water Index* (MNDWI), de *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI), de *Adjusted Transformed Soil-Adjusted Vegetation Index* (ATSAVI) en de *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI). De indexen worden weergegeven in Tabel 8.

Tabel 8: Gebruikte indexen tijdens het onderzoek

ID	Naam index	Formule	Referentie
A	NDVI_B8-B4	$\frac{B8 - B4}{B8 + B4}$	Rouse, et al., 1974
B	NDVI_B8A-B4	$\frac{B8A - B4}{B8A + B4}$	Zhang, et al., 2017
C	NDVI_B8-B5	$\frac{B8 - B5}{B8 + B5}$	Gitelson & Merzlyak, 1994
D	NDVI_B8A-B5	$\frac{B8A - B5}{B8A + B5}$	Gitelson & Merzlyak, 1994
E	NDWI_B3-B8	$\frac{B3 - B8}{B3 + B8}$	McFeeters, 1996
F	NDWI_B3-B8A	$\frac{B3 - B8A}{B3 + B8A}$	McFeeters, 1996
G	MNDWI_B3-B11	$\frac{B3 - B11}{B3 + B11}$	Xu, 2006
H	MNDWI_B3-B12	$\frac{B3 - B12}{B3 + B12}$	Xu, 2006
I	NDMI_B8-B11	$\frac{B8 - B11}{B8 + B11}$	Wilson, 2019
J	NDMI_B8A-B11	$\frac{B8A - B11}{B8A + B11}$	Wilson, 2019
K	ATSAVI_B8-B5	$\frac{1,22 * (B8 - (1,22 * B5) - 0,03)}{(1,22 * B8) + B5 - (1,22 * 0,03) + (0,08 * (1 + 1,22^2))}$	Baret & Guyot, 1991
L	ATSAVI_B8A-B5	$\frac{1,22 * (B8A - (1,22 * B5) - 0,03)}{(1,22 * B8A) + B5 - (1,22 * 0,03) + (0,08 * (1 + 1,22^2))}$	Baret & Guyot, 1991
M	ATSAVI_B9-B5	$\frac{1,22 * (B9 - (1,22 * B5) - 0,03)}{(1,22 * B9) + B5 - (1,22 * 0,03) + (0,08 * (1 + 1,22^2))}$	Baret & Guyot, 1991
N	SAVI_B8-B4	$\frac{(B8 - B4) * 1,428}{B8 + B4 + 0,428}$	Huete, 1988
O	SAVI_B8A-B4	$\frac{(B8A - B4) * 1,428}{B8A + B4 + 0,428}$	Huete, 1988

Om te verifiëren welke indexen betere resultaten gaven voor de studie op het onderzoeksgebied Vlaanderen, werd een methode toegepast waarbij handmatig de *threshold values* bepaald werden. Door middel van *random point-picking* werden verschillende *pixel values* in excel genoteerd. Dat werd gecategoriseerd onder “Vegetatie”, “Water” en “Andere”. Een vuistregel, die stelt dat $n*(n+1)$ waarden per klassen genomen moeten worden, waarbij “n” het aantal klassen voorstelt en waarbij meer punten zorgen voor een hogere nauwkeurigheid, werd gebruikt. (Mukesh, 2016) In totaal werden 31 waarden per klasse geselecteerd. Belangrijk tijdens deze stappen was dat een absolute zekerheid per punt aanwezig moest zijn. Dat werd gecontroleerd door middel van de luchtfoto’s en het GRB. De bekomen resultaten zijn weergegeven in Figuur 23.



Figuur 23: Threshold-waarden voor “Vegetatie”, “Water” en “Andere” voor bestaande indexen

Uit Figuur 23 werden *multi-indexen* “NDVI_B8A-B5 (D)”, “NDWI_B3-B8A (F)”, “ATSAVI_B8A-B5 (L)” en “SAVI_B8A-B4 (O)” gekozen. Deze hadden namelijk het meeste verschil tussen de opgestelde klassen. Vervolgens werden indexen “NDWI_B3-B8 (E)” en “MNDWI_B3-B11 (G)” geselecteerd aangezien in een aantal indexen (NDVI) vaak gebruik gemaakt werd van een band met veel verschil in spectrale waarde, alsook een band waar minder verschil in spectrale waarde aanwezig was. De volgende stap was het creëren van een eigen index die een goed onderscheid maakte tussen “Vegetatie”, “Water” en “Andere”. Aangezien in de beginfase voor het maken van een index de accuraatheid van een *composite multi-index* nog niet gekend was, zijn eerst verschillende mathematische formules opgesteld. Deze formules zijn dezelfde bewerkingen die bestaan voor andere indexen, maar in plaats van banden te benutten, werd gebruik gemaakt van de geselecteerde indexen. In totaal werden op mathematische wijze 26 combinaties gemaakt. Al deze combinaties hadden 4 indexen waar een visueel onderscheid was tussen de verschillende gebieden. De overige 22 gaven een slecht resultaat tot zelfs geen resultaat. Vervolgens is overgegaan tot het opmaken van de *composite multi-indexen* waarbij 8 combinaties gemaakt zijn. De gedane testen met bijhorende formules worden weergegeven in Tabel 9. Indien een CMI vermeld wordt in Tabel 9, verwijst de eerste index naar het groene spectrum, de tweede index naar het rode spectrum en de derde index naar het blauwe spectrum. Tabel 11 geeft de resultaten weer van testen 1, 2, 5, 13, 15, 17, 22, 24, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35 en 38. Ter referentie wordt in Tabel 10, over hetzelfde gebied, het GRB en de luchtfoto getoond.

Tabel 9: Formules van geteste (composite) multi-indexen

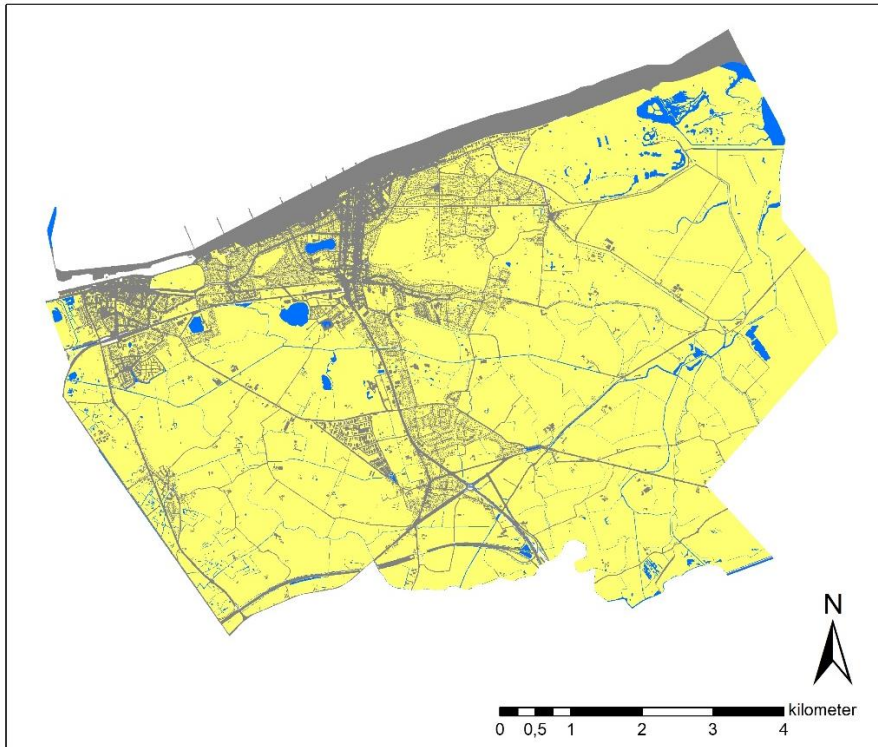
Naam	Formule a.d.h.v. ID's	Visueel onderscheid mogelijk
Test 1	$\frac{O - L - F - D}{O + L + F + D}$	Nee
Test 2	$\frac{(O + L)^2 - (F + D)^2}{(O + L)^2 + (F + D)^2}$	Nee
Test 3	$\frac{O - L - (F - D)}{O + L - (F - D)}$	Nee
Test 4	$\frac{O - (L - (F - D))}{O - (L + (F - D))}$	Nee
Test 5	$\frac{\frac{O}{L} - 1}{\sqrt{\frac{O}{L} + 1}}$	Ja

Test 6	$\frac{\frac{F}{D} - 1}{\sqrt{\frac{F}{D} + 1}}$	Nee
Test 7	$\frac{\frac{O}{F} - 1}{\sqrt{\frac{O}{F} + 1}}$	Nee
Test 8	$\frac{\frac{O}{D} - 1}{\sqrt{\frac{O}{D} + 1}}$	Nee
Test 9	$\frac{\frac{L}{O} - 1}{\sqrt{\frac{L}{O} + 1}}$	Nee
Test 10	$\frac{\frac{L}{F} - 1}{\sqrt{\frac{L}{F} + 1}}$	Nee
Test 11	$\frac{\frac{L}{D} - 1}{\sqrt{\frac{L}{D} + 1}}$	Nee
Test 12	$\frac{\frac{F}{O} - 1}{\sqrt{\frac{F}{O} + 1}}$	Nee
Test 13	$\frac{\frac{F}{L} - 1}{\sqrt{\frac{F}{L} + 1}}$	Nee
Test 14	$\frac{\frac{D}{O} - 1}{\sqrt{\frac{D}{O} + 1}}$	Nee
Test 15	$\frac{\frac{D}{L} - 1}{\sqrt{\frac{D}{L} + 1}}$	Ja
Test 16	$\frac{\frac{D}{F} - 1}{\sqrt{\frac{D}{F} + 1}}$	Nee

Test 17	$O + L + F + D$	Ja
Test 18	$\frac{O + L + F + D}{O - L - F - D}$	Nee
Test 19	$\frac{O + L + F + D}{(O - L - F - D)^2}$	Nee
Test 20	$\frac{(O + L)^2 - (F + G)^2}{(O + L)^2 + (F + G)^2}$	Nee
Test 21	$\frac{(O + L)^2 - (F + E)^2}{(O + L)^2 + (F + E)^2}$	Nee
Test 22	$\frac{O - D}{O + D}$	Nee
Test 23	$\frac{L - F}{L + F}$	Nee
Test 24	$\frac{D - O}{D + O}$	Nee
Test 25	$\frac{F - L}{F + L}$	Nee
Test 26	$\frac{O - E}{O + E}$	Nee
Test 28	CMI – D, O, F	Ja
Test 29	CMI – O, F, D	Ja
Test 30	CMI – O, D, F	Ja
Test 31	CMI – E, O, F	Ja
Test 32	CMI – G, O, F	Ja
Test 33	CMI – L, O, F	Ja
Test 34	CMI – G, E, B	Ja
Test 35	CMI – G, L, D	Ja
Test 38	$D + O + F$	Ja

Tabel 10: Referentie data - GRB en Luchtfoto

GRB-data Knokke-Heist



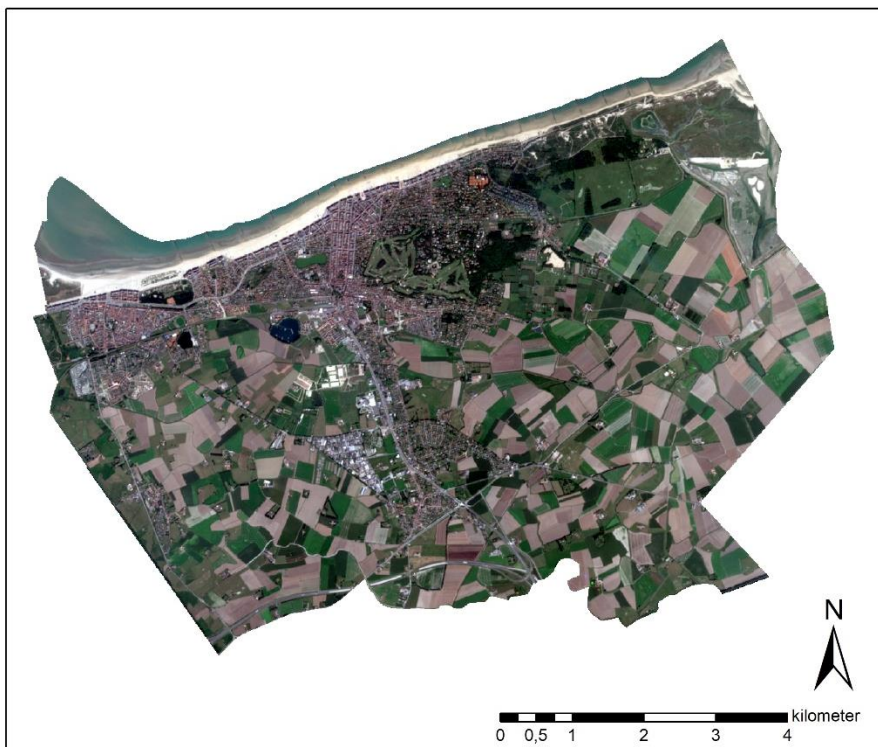
Legende

- Andere
- Water
- Administratief perceel

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercrusysse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: Agentschap Informatie Vlaanderen, "GRBgis",
overheid.vlaanderen.be, 12/01/2020. [Online].
Beschikbaar: <https://overheid.vlaanderen.be/grb-grb-downloaden-bestellen>

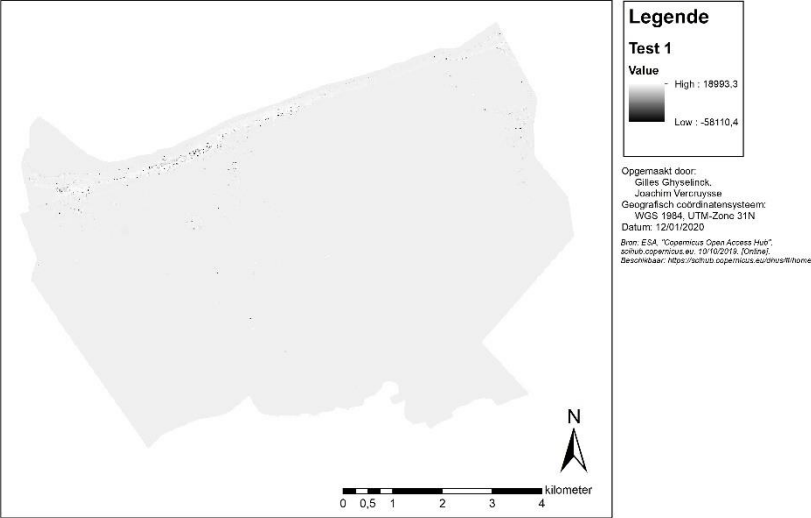
Luchtfoto Knokke-Heist



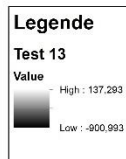
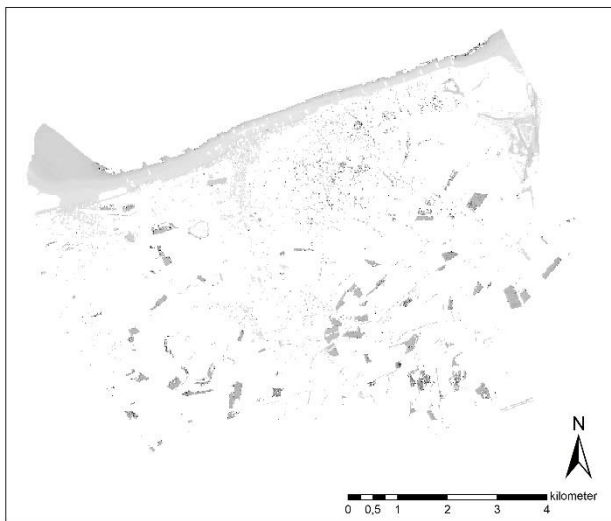
Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercrusysse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub",
schub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online].
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Tabel 11: Resultaten Testen 1, 2, 5, 13, 15, 17, 22, 24, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 38

<p style="text-align: center;">Test 1 Knokke-Heist</p> 	<p>Visueel konden bij deze test de drie verschillende klassen “Water”, “Vegetatie” en “Andere” niet onderscheiden worden.</p> <p>De pixels convergeerden grotendeels naar een <i>pixel value</i> tussen 0 en 1 met een paar uitschieters.</p>
<p style="text-align: center;">Test 2 Knokke-Heist</p> 	<p>Visueel konden bij deze test de drie verschillende klassen “Water”, “Vegetatie” en “Andere” niet onderscheiden worden.</p> <p>De pixels convergeerden tot één <i>pixel value</i>.</p>
<p style="text-align: center;">Test 5 Knokke-Heist</p> 	<p>Visueel konden bij deze test de drie verschillende klassen “Water”, “Vegetatie” en “Andere” onderscheiden worden.</p> <p>De donkerste grijstinten geven “Water” weer. Naarmate de grijstinten lichter worden gaat het over in “Vegetatie” en tenslotte “Andere”.</p>

Test 13 Knokke-Heist

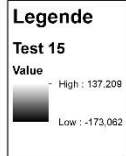
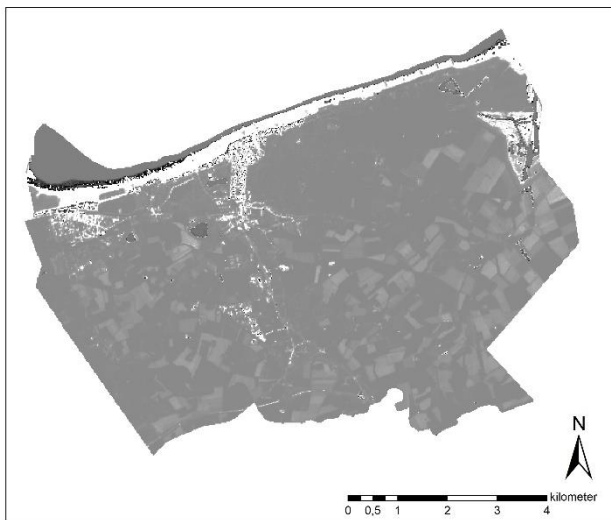


Opgemaakt door:
Giles Ghyseleink
Joachim Vercruyssse
Geografisch coördinatenstelsel:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020
Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
schub.copernicus.eu/19/10/2019_(Online)
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/online/#home>

Visueel konden bij deze test de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" niet onderscheiden worden.

De pixels convergerden grotendeels tot één *pixel value* dat als volledig wit is weergegeven. De waarde hiervan is "No Data", wat zal wijzen op een "0" in de formule.

Test 15 Knokke-Heist

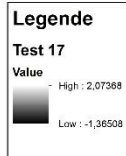
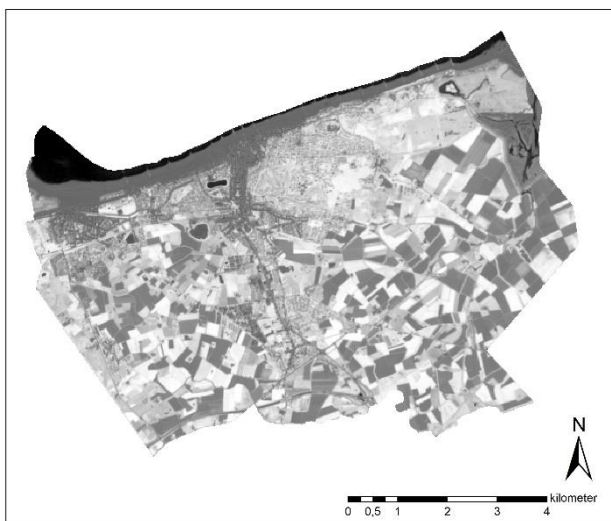


Opgemaakt door:
Giles Ghyseleink
Joachim Vercruyssse
Geografisch coördinatenstelsel:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020
Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
schub.copernicus.eu/19/10/2019_(Online)
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/online/#home>

Visueel konden bij deze test de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.

De donkerste grijsstinten geven "Water" weer. Naarmate de grijsstinten lichter worden gaat het over in "Vegetatie" en tenslotte "Andere". De klasse "Andere" verkrijgt hier voornamelijk een *pixel value* van "No Data".

Test 17 Knokke-Heist

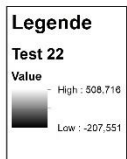
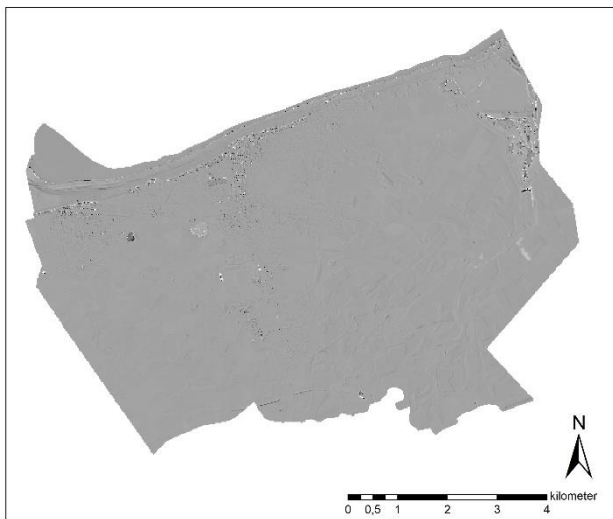


Opgemaakt door:
Giles Ghyseleink
Joachim Vercruyssse
Geografisch coördinatenstelsel:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020
Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
schub.copernicus.eu/19/10/2019_(Online)
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/online/#home>

Visueel kwam deze test tot een zeer goed resultaat, waarbij de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.

De donkerste grijsstinten geven "Water" weer. Naarmate de grijsstinten lichter worden gaat het over in "Andere" en tenslotte "Vegetatie".

Test 22 Knokke-Heist

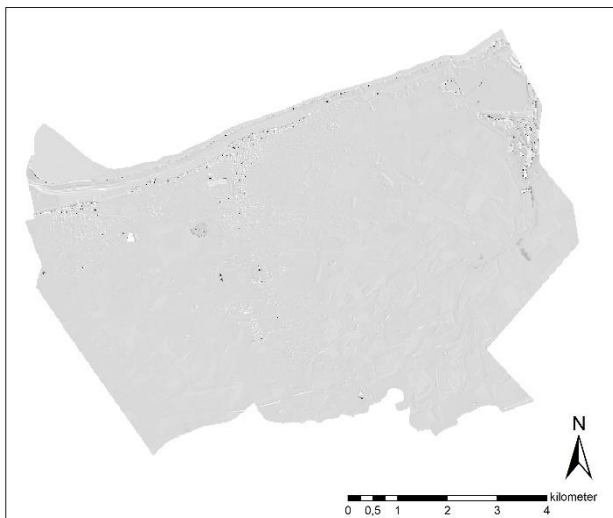


Opgemaakt door:
 Giles Ghyssels
 Joachim Verduyssen
 Geografisch coördinatenstelsel:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
 schub.copernicus.eu/10/10/2019/Online/
 Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/online/#home>

Visueel konden bij deze test de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" niet onderscheiden worden.

De pixels convergeerden grotendeels naar een *pixel value* tussen 0,2 en 0,4 met een paar uitschieters.

Test 24 Knokke-Heist

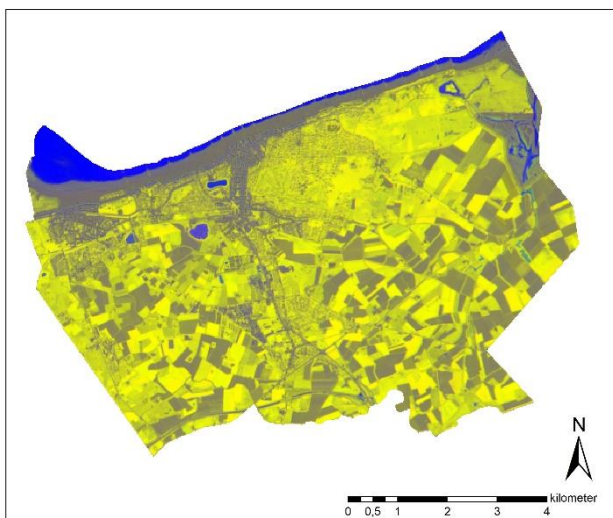


Opgemaakt door:
 Giles Ghyssels
 Joachim Verduyssen
 Geografisch coördinatenstelsel:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
 schub.copernicus.eu/10/10/2019/Online/
 Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/online/#home>

Visueel konden bij deze test de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" niet onderscheiden worden.

De pixels convergeerden grotendeels naar een *pixel value* tussen -0,2 en -0,4 met een paar uitschieters.

Test 28 Knokke-Heist



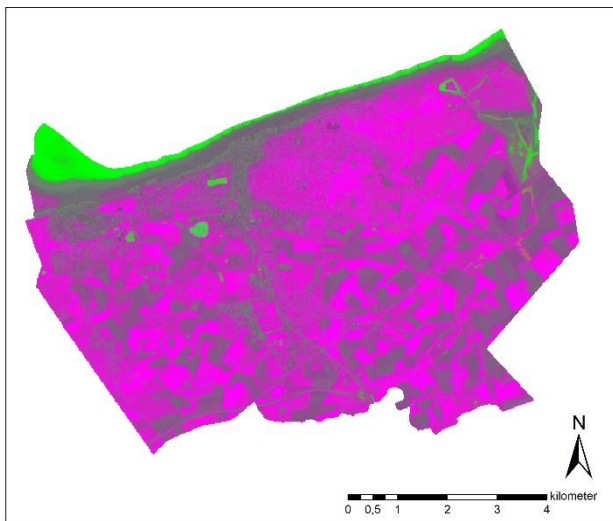
Opgemaakt door:
 Giles Ghyssels
 Joachim Verduyssen
 Geografisch coördinatenstelsel:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
 schub.copernicus.eu/10/10/2019/Online/
 Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/online/#home>

Visueel kwam deze test tot een zeer goed resultaat, waarbij de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.

De blauwe gebieden geven "Water" weer. Grijs geeft "Andere" weer en de gele kleur wijst op "Vegetatie".

De ID's geven weer welk spectrum met welke index gecombineerd werd.

Test 29 Knokke-Heist



Legende

Test 29

RGB

- Rood: O
- Groen: F
- Blauw: D

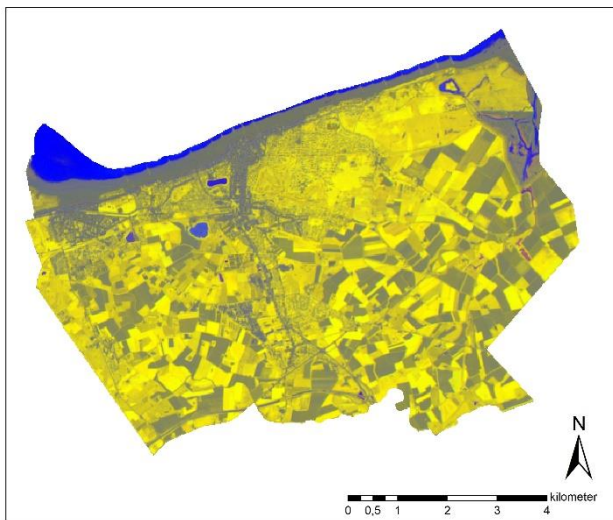
Opgemaakt door:
 Giles Ghyseleink,
 Joachim Vercruyssse
 Geografisch coördinatenstelsel:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
 achub.copernicus.eu/10/10/2019/0/online/
 Beschikbaar: <https://achub.copernicus.eu/online/#home>

Visueel kwam deze test tot een zeer goed resultaat, waarbij de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.

De groene gebieden geven "Water" weer. Grijs geeft "Andere" weer en de paarse kleur wijst op "Vegetatie".

De ID's geven weer welk spectrum met welke index gecombineerd werd.

Test 30 Knokke-Heist



Legende

Test 30

RGB

- Rood: O
- Groen: D
- Blauw: F

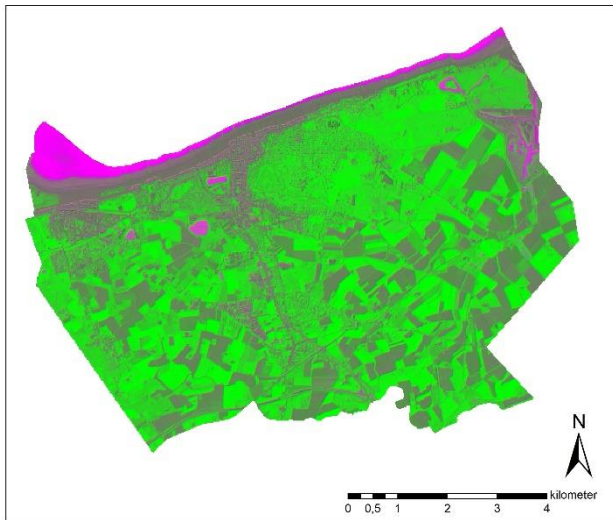
Opgemaakt door:
 Giles Ghyseleink,
 Joachim Vercruyssse
 Geografisch coördinatenstelsel:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
 achub.copernicus.eu/10/10/2019/0/online/
 Beschikbaar: <https://achub.copernicus.eu/online/#home>

Visueel kwam deze test tot een zeer goed resultaat, waarbij de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.

De blauwe gebieden geven "Water" weer. Grijs geeft "Andere" weer en de gele kleur wijst op "Vegetatie".

De ID's geven weer welk spectrum met welke index gecombineerd werd.

Test 31 Knokke-Heist



Legende

Test 31

RGB

- Rood: E
- Groen: O
- Blauw: F

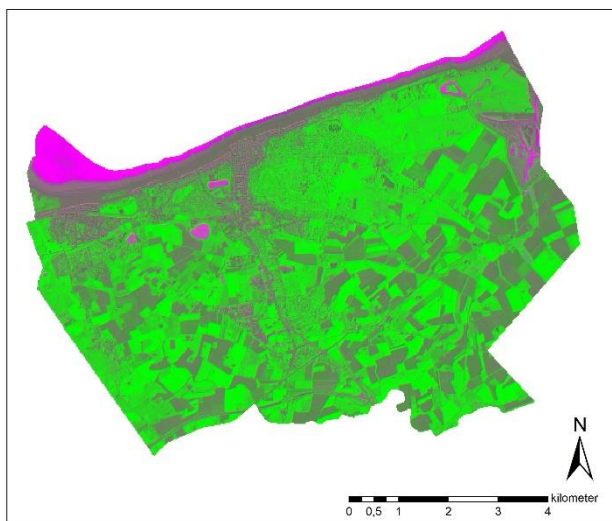
Opgemaakt door:
 Giles Ghyseleink,
 Joachim Vercruyssse
 Geografisch coördinatenstelsel:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
 achub.copernicus.eu/10/10/2019/0/online/
 Beschikbaar: <https://achub.copernicus.eu/online/#home>

Visueel kwam deze test tot een zeer goed resultaat, waarbij de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.

De paarse gebieden geven "Water" weer. Grijs geeft "Andere" weer en de groene kleur wijst op "Vegetatie".

De ID's geven weer welk spectrum met welke index gecombineerd werd.

Test 32 Knokke-Heist



Legende

Test 32

RGB

- Rood: G
- Groen: O
- Blauw: F

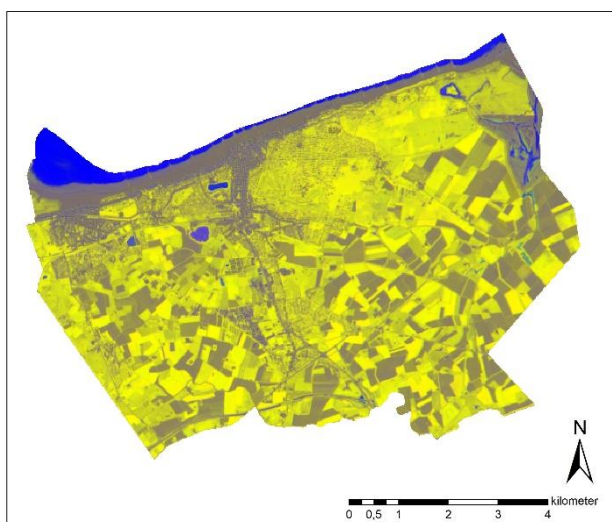
Opgemaakt door:
 Giles Ghyseleink
 Joachim Vercrussse
 Geografisch coördinatenstelsel:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
 schub.copernicus.eu/10/10/2019/000na/
 Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/000na/#home>

Visueel kwam deze test tot een zeer goed resultaat, waarbij de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.

De paarse gebieden geven "Water" weer. Grijs geeft "Andere" weer en de groene kleur wijst op "Vegetatie".

De ID's geven weer welk spectrum met welke index gecombineerd werd.

Test 33 Knokke-Heist



Legende

Test 33

RGB

- Rood: L
- Groen: O
- Blauw: F

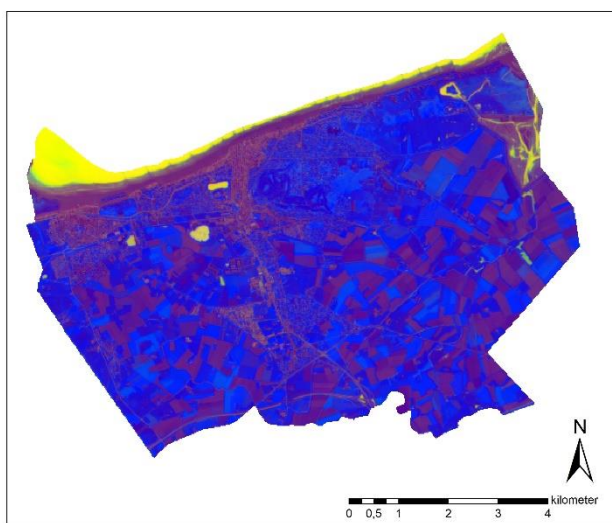
Opgemaakt door:
 Giles Ghyseleink
 Joachim Vercrussse
 Geografisch coördinatenstelsel:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
 schub.copernicus.eu/10/10/2019/000na/
 Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/000na/#home>

Visueel kwam deze test tot een zeer goed resultaat, waarbij de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.

De blauwe gebieden geven "Water" weer. Grijs geeft "Andere" weer en de gele kleur wijst op "Vegetatie".

De ID's geven weer welk spectrum met welke index gecombineerd werd.

Test 34 Knokke-Heist



Legende

Test 34

RGB

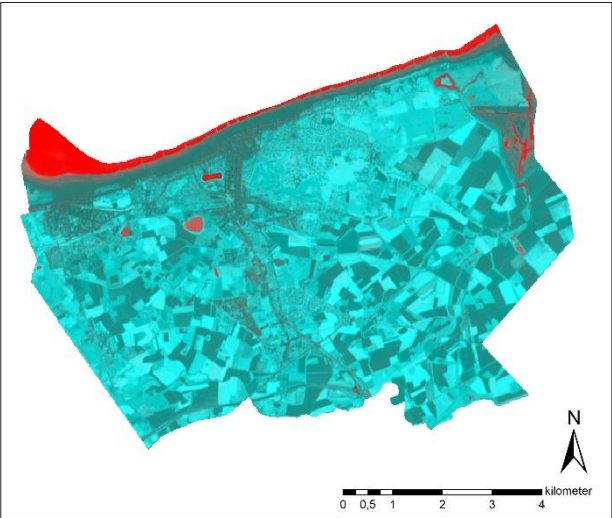
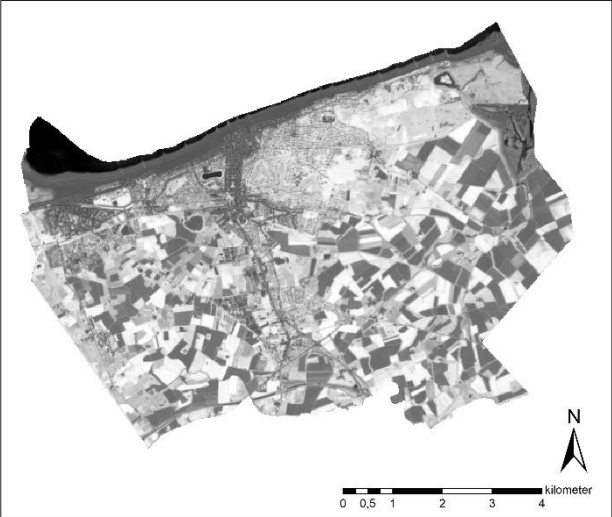
- Rood: G
- Groen: E
- Blauw: B

Opgemaakt door:
 Giles Ghyseleink
 Joachim Vercrussse
 Geografisch coördinatenstelsel:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: ESA "Copernicus Open Access Hub"
 schub.copernicus.eu/10/10/2019/000na/
 Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/000na/#home>

Visueel kwam deze test tot een minder goed resultaat, waarbij de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.

De gele gebieden geven "Water" weer. Blauw-paars geeft "Andere" weer en de blauwe kleur wijst op "Vegetatie".

De ID's geven weer welk spectrum met welke index gecombineerd werd.

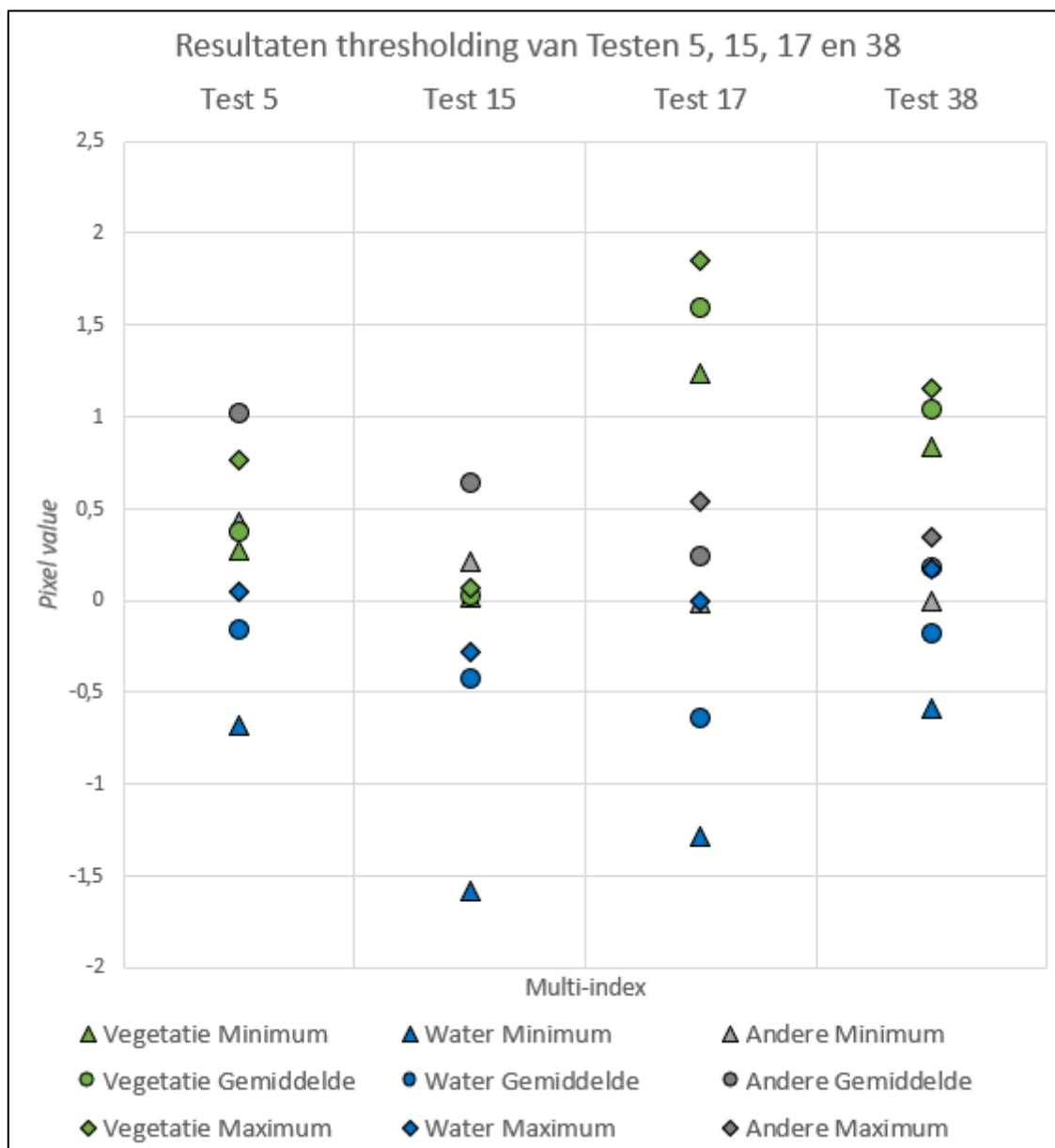
<p style="text-align: center;">Test 35 Knokke-Heist</p>  <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; margin-top: 10px;"> <p>Legende</p> <p>Test 35</p> <p>RGB</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 20px; height: 15px; background-color: red; border: 1px solid black;"></td> <td>Rood: G</td> </tr> <tr> <td style="width: 20px; height: 15px; background-color: cyan; border: 1px solid black;"></td> <td>Groen: L</td> </tr> <tr> <td style="width: 20px; height: 15px; background-color: darkcyan; border: 1px solid black;"></td> <td>Blauw: D</td> </tr> </table> <p style="font-size: small; margin-top: 5px;"> Opgemaakt door: Gilles Ghyselincx, Joachim Verduytsse Geografisch coördinatensysteem: WGS 1984, UTM-Zone 31N Datum: 12/01/2020 Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub", scihub.copernicus.eu, 10/10/2019, [Online]. Beschikbaar: https://scihub.copernicus.eu/odata/#/home </p> </div>		Rood: G		Groen: L		Blauw: D	<p>Visueel kwam deze test tot een minder goed resultaat, waarbij de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.</p> <p>De rode gebieden geven "Water" weer. Donker cyaan geeft "Andere" weer en het cyaan wijst op "Vegetatie".</p> <p>De ID's geven weer welk spectrum met welke index gecombineerd werd.</p>
	Rood: G						
	Groen: L						
	Blauw: D						
<p style="text-align: center;">Test 38 Knokke-Heist</p>  <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; margin-top: 10px;"> <p>Legende</p> <p>Test 38</p> <p>Value</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 20px; height: 15px; background-color: black; border: 1px solid black;"></td> <td>High : 1,53722</td> </tr> <tr> <td style="width: 20px; height: 15px; background-color: white; border: 1px solid black;"></td> <td>Low : -0,810523</td> </tr> </table> <p style="font-size: small; margin-top: 5px;"> Opgemaakt door: Gilles Ghyselincx, Joachim Verduytsse Geografisch coördinatensysteem: WGS 1984, UTM-Zone 31N Datum: 12/01/2020 Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub", scihub.copernicus.eu, 10/10/2019, [Online]. Beschikbaar: https://scihub.copernicus.eu/odata/#/home </p> </div>		High : 1,53722		Low : -0,810523	<p>Visueel kwam deze test tot een zeer goed resultaat, waarbij de drie verschillende klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere" onderscheiden worden.</p> <p>De donkerste grijs tinten geven "Water" weer. Naarmate de grijs tinten lichter worden gaat het over in "Andere" en tenslotte "Vegetatie".</p>		
	High : 1,53722						
	Low : -0,810523						
<p><i>De kaarten uit deze tabel werden opgemaakt door Gilles Ghyselincx en Joachim Verduytsse.</i></p> <p><i>Geografisch coördinatensysteem: WGS 1984, UTM-Zone 31N</i></p> <p><i>Datum: 12/01/2020</i></p> <p><i>Bron data: ESA, "Copernicus Open Access Hub", scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]. Beschikbaar: https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home</i></p>							

Na een visuele beoordeling van alle testen werden testen 5, 15, 17, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35 en 38 geselecteerd als potentieel goede indexen. De 4 multi-indexen (testen 5, 15, 17 en 38) en de 8 CMI's (testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35) werden zoals bij het definiëren van de indexen, geëvalueerd door het bepalen van de *threshold values*. Per klasse werden 51 waarden genomen via *random point picking* voor een betere betrouwbaarheid dan de gekozen vuistregel (Mukesh, 2016). Na omzetting van de *pixel values* in de tabel werden de maximale, minimale en gemiddelde waarden berekend. Op basis van deze waarden werd vervolgens het verschil tussen alle overgangen gemaakt, waardoor de overlappingsgebieden zichtbaar werden. Dit wordt weergegeven in Figuur 24, Figuur 25, Figuur 26 en Figuur 27. Als Tabel 12, Tabel 13, Tabel 14 en Tabel 15 een negatieve waarde vertoonden, duidde dat op een overlappingsgebied tussen de drie klassen. Een positieve waarde in de tabellen wees op een marge tussen de klassen, waardoor het onderscheid beter werd.

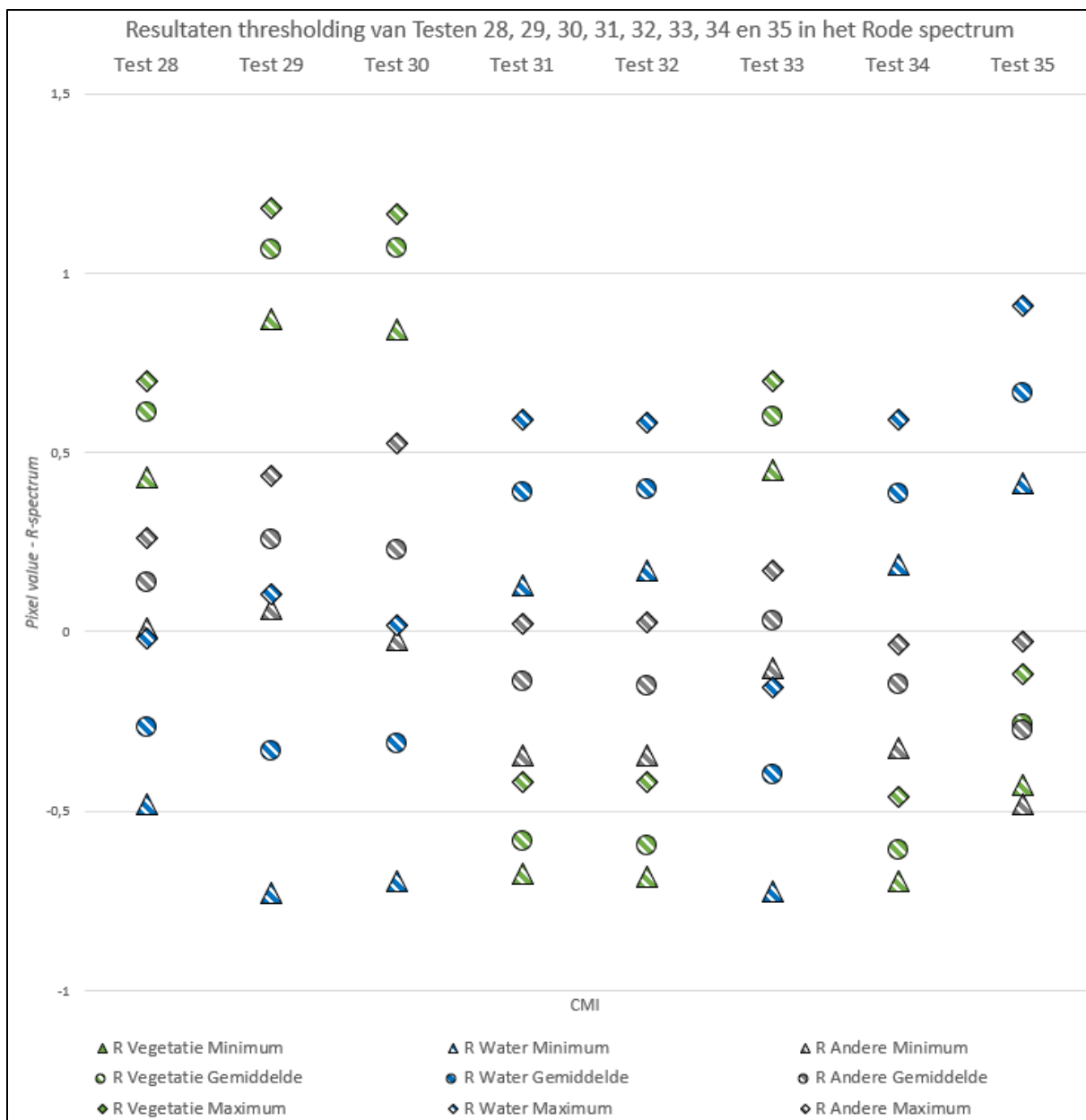
Bij het gebruik van een *multi-index* (een combinatie in formule-vorm van verschillende indexen) werd enkel uitgegaan van één parameter, namelijk de *pixel-value*. Bij de CMI waren drie parameters voorhanden, namelijk de waarde in het rode, het blauwe of het groene spectrum. Dit was eveneens ook de reden voor een betere nauwkeurigheid door middel van de CMI. Ingeval van een overlap in het rode spectrum kon dit nog altijd door middel van de twee andere parameters waargenomen worden. Uiteindelijk werd "Test 28" beoordeeld als de beste index. Die werd samengesteld uit de *multi-indexen* "NDVI_B8A-B5 (D)", "SAVI_B8A-B4 (O)" en "NDWI_B3-B8A (F)" respectievelijk afgebeeld op de rode, groene en blauwe band.

De keuze voor deze combinatie werd gekoppeld aan literatuur die vergaard werd doorheen de masterproef. De NDVI maakte gebruik van banden 8A en 5. Uit Figuur 20 werd opgemerkt dat "Vegetatie" over deze banden een zeer goede spreiding had. "Bebouwde gebieden" (die in de masterproef het meest aanleunde tegen de klasse "Andere") had een mindere, maar nog altijd goede spreiding. Voor "Water" was weinig variatie te constateren. De SAVI maakte gebruik van banden 8A en 4. Een zeer groot verschil was merkbaar tussen deze banden voor "Vegetatie". "Bebouwde gebieden" had een mindere, maar nog steeds goede spreiding. "Water" had meer diversifiëring in vergelijking tot de NDVI. De stijging van de curve maakte bij de thresholding dat de marge tussen de klassen "Andere" en "Water" verkleinde. De NDWI benutte banden 3 en 8A. Hierbij had "Vegetatie" een zeer grote spreiding en "Bebouwde gebieden" eveneens een goede spreiding. "Water" toonde het grootste verschil in spectrale waarden in vergelijking met de twee andere indexen. Verder werd uit de literatuur geleerd dat "Water" een goede reflectie vertoonde in het blauwe (band 2) en groene (band 3) spectrum (Gitelson, 1992; Lyzenga, 1978; Maritorena et al., 1994; Novo et al., 1989), wat bevestigd werd in Figuur 20. "Vegetatie" had een lage reflectie in het zichtbare bereik (banden 2, 3 en 4), maar een kleine piek in het groene spectrum. "Vegetatie" absorbeerde meer licht in het blauwe en rode spectrum dan in het groene spectrum (Jensen, 2009; Jones en Vaughan, 2010; Knipling, 1970). In het rode spectrum (band 4) werd duidelijk dat "Bebouwde gebieden" beter herkend werd dan "Water" en "Vegetatie". Dit betekende dus

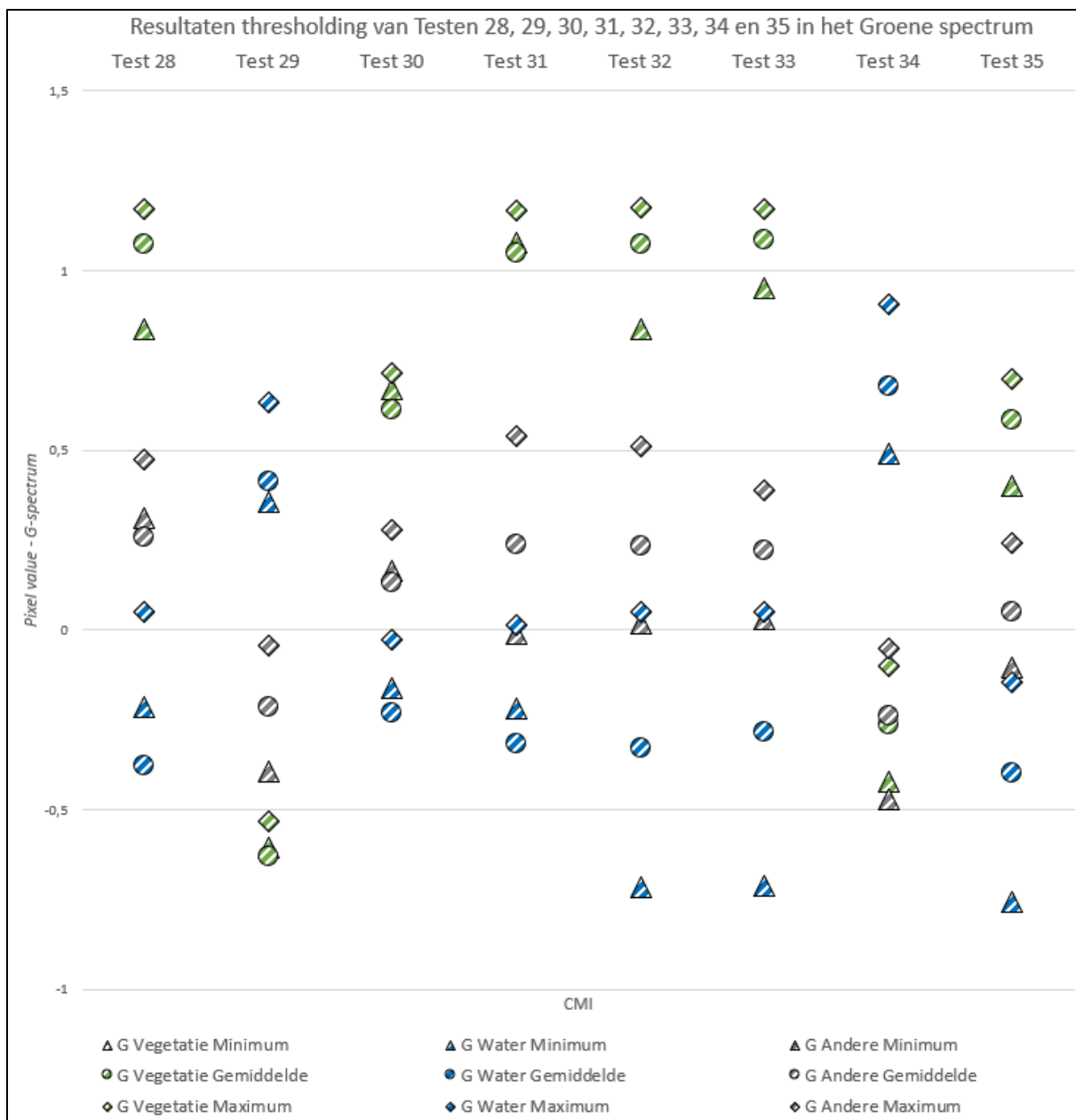
dat in het blauwe spectrum een index geplaatst moest worden die goed het verschil kon maken tussen “Water” en de overige klassen, namelijk de NDWI_B3-B8A. In het groene spectrum werd een index geplaatst die in staat was goed onderscheid te maken tussen “Vegetatie” en de overige klassen. Hier waren zowel NDVI_B8A-B5 als SAVI_B8A-B4 goede kanshebbers. Doordat het rode spectrum een index nodig had om “Andere” te onderscheiden van de overige klassen en NDVI bij de *threshold* beter scoorde, werd de NDVI_B8A-B5 op het rode spectrum geplaatst en SAVI_B8A-B4 op het groene spectrum. In Tabel 13, Tabel 14 en Tabel 15 gaf elk spectrum tussen de klassen een goed verschil weer. Ook was geen enkel overlappingsgebied aanwezig. “Test 28” werd dus de nieuw ontwikkelde CMI. Deze CMI werd *Water Vegetation Composite Multi-Index* (WVCMI) genoemd.



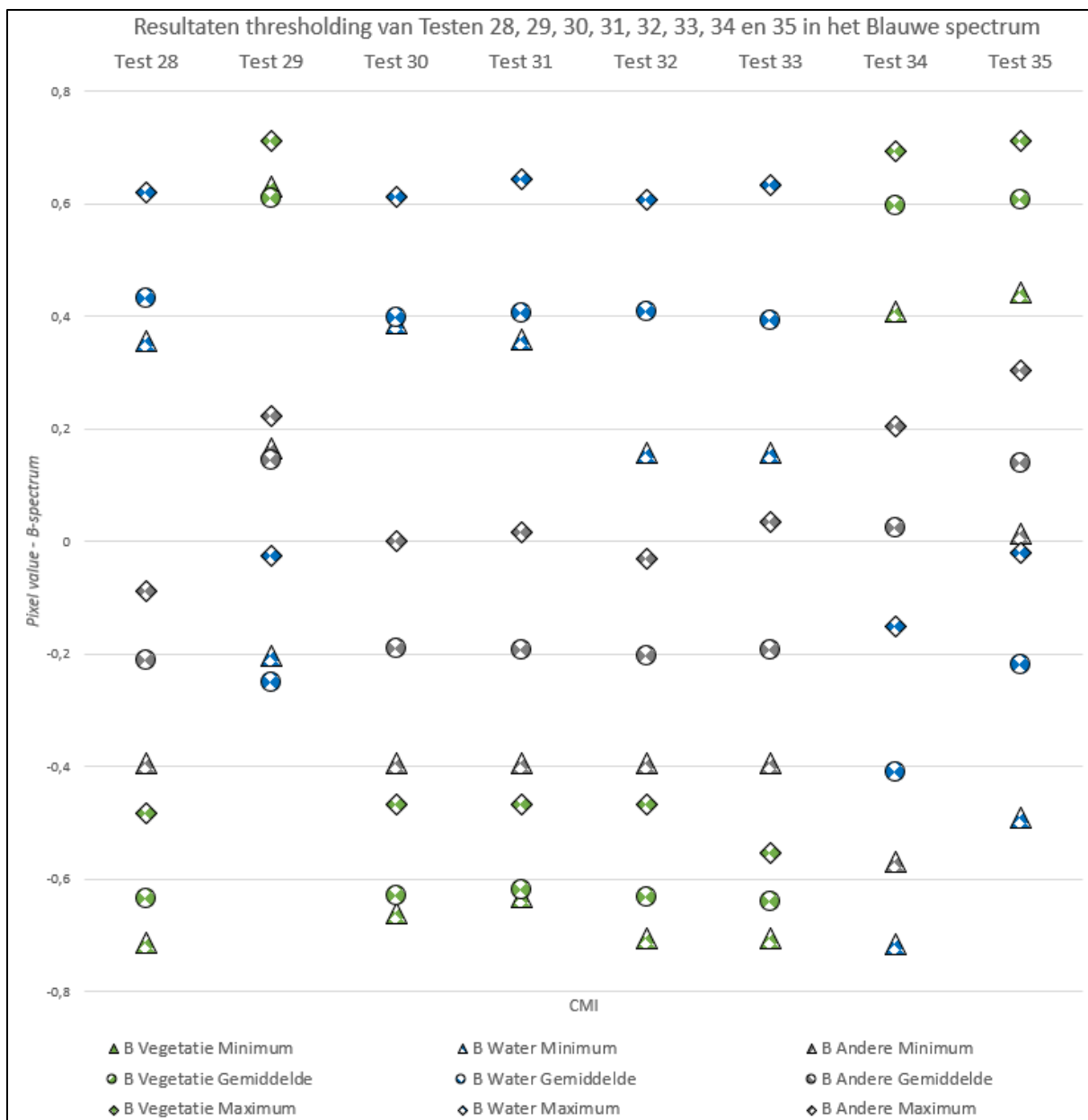
Figuur 24: Resultaten thresholding van Testen 5, 15, 17 en 38



Figuur 25: Resultaten thresholding van Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het Rode spectrum



Figuur 26: Resultaten thresholding van Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het Groene spectrum



Figuur 27: Resultaten thresholding van Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het Blauwe spectrum

Tabel 12: Verschillen en overlappingsgebieden tussen de klassen “Vegetatie”, “Water” en “Andere” voor Testen 5, 15, 17 en 38

	Verschillen tussen klassen			
	Andere - Vegetatie	Vegetatie - Water	Vegetatie - Andere	Andere - Water
Test 5	-0,3419	0,226572	/	/
Test 15	0,143447	0,290432	/	/
Test 17	/	/	0,694525	-0,011656
Test 38	/	/	0,489314	-0,175644

Tabel 13: Verschillen en overlappingsgebieden tussen de klassen "Vegetatie", "Water" en "Andere" voor Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het rode spectrum

	Verschillen tussen klassen: R			
	Vegetatie - Andere	Andere - Water	Water - Andere	Andere - Vegetatie
Test 28	0,170084	0,029694	/	/
Test 29	0,435901	-0,041093	/	/
Test 30	0,317924	-0,044335	/	/
Test 31	/	/	0,105837	0,073386
Test 32	/	/	0,148099	0,073386
Test 33	0,282671	0,055531		
Test 34	/	/	0,222253	0,139133
Test 35	/	/	0,442805	-0,36066

Tabel 14: Verschillen en overlappingsgebieden tussen de klassen "Vegetatie", "Water" en "Andere" voor Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het groene spectrum

	Verschillen tussen klassen: G			
	Vegetatie - Andere	Andere - Water	Water - Andere	Andere - Vegetatie
Test 28	0,361981	0,260109	/	/
Test 29	/	/	0,398373	0,135622
Test 30	0,388749	0,193972	/	/
Test 31	0,537784	-0,025691	/	/
Test 32	0,325034	-0,034696	/	/
Test 33	0,562533	-0,022505	/	/
Test 34	/	/	0,54511	-0,370321
Test 35	0,159496	0,039835	/	/

Tabel 15: Verschillen en overlappingsgebieden tussen de klassen "Vegetatie", "Water" en "Andere" voor Testen 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34 en 35 in het blauwe spectrum

	Verschillen tussen klassen: B			
	Vegetatie - Andere	Andere - Water	Water - Andere	Andere - Vegetatie
Test 28	/	/	0,443643	0,087432
Test 29	0,408253	0,190261	/	/
Test 30	/	/	0,387472	0,071812
Test 31	/	/	0,342011	0,072697
Test 32	/	/	0,189571	0,072697
Test 33	/	/	0,123672	0,158681
Test 34	0,204783	-0,417788	/	/
Test 35	0,139182	0,032306	/	/

6.6 Classificatie en Accuracy assessment van gecreëerde composite multi-index

De classificatie en vervolgens *Accuracy assessment* (AA) waren erg belangrijk om de betrouwbaarheid van de index te bepalen. Om "Water", "Vegetatie" en "Andere" te identificeren uit de WVCMI werd gebruik gemaakt van de *Support Vector Machine* (SVM) binnen de GIS software ArcGIS. Alvorens de SVM te kunnen gebruiken werd de WVCMI gecreëerd voor heel Vlaanderen, waarna via de *Training Sample Manager-tool* (TSM) verschillende gebieden aangeduid werden en manueel werden geclassificeerd. De gebieden werden aangeduid door middel van polygoon, die nagekeken werden aan de hand van GRB-data en de luchtfoto's van diezelfde dag. Het totaal aantal polygoon bevatte 1.490.402 pixels evenredig verdeeld over de klassen "Water", "Vegetatie" en "Andere". Na het selecteren van gebieden werd overgegaan tot het uitvoeren van de *Train Support Vector Machine Classifier* (TSVMC). In deze trainingsfase ging de SVM op basis van de voorbeelden, die manueel aangeduid werden en waarvan de klassen dus gekend waren, een lineaire scheiding maken die de drie verschillende klassen zo goed mogelijk van elkaar scheidde. Een *.ecd-file* werd in dit proces aangemaakt. De *.ecd-file* die gebruikt werd tijdens de AA was gebaseerd op 10.000 pixels. Een *.ecd-file* op basis van 50.000 pixels in ArcGIS werd eveneens opgestart, maar duurde meer dan 24uur en moest stopgezet worden. Daarom werd enkel gebruik gemaakt van 10.000 pixels. Om een verbetering van de accuraatheid te bekomen kan in de toekomst gebruik gemaakt worden van meer pixels. Door middel van de *.ecd-file* en een rasterbestand van de WVCMI konden in ArcGIS via de *Classify Raster-tool* (CR) nieuw te klasseren objecten geclassificeerd worden tot een klasse. De CR maakte een zo goed mogelijke beoordeling van de afstand tot het scheidingsvlak dat gemaakt werd in de TSVMC en zo pixel per pixel de klasse toekende.

Als vergelijking voor de nauwkeurigheid van de WVCMI werd één van de meest gehanteerde indexen op heden (Gao, et al., 2015) aangewend, namelijk de NDVI. De NDVI werd gegenereerd op zowel een resolutie van 10 m, als een resolutie van 20 m. De resolutie van de WVCMI was 20 m. De classificatie van de NDVI werd op exact dezelfde manier verkregen als de WVCMI. De NDVI werd gemaakt over geheel Vlaanderen. Vervolgens werden identiek dezelfde TSM-polygoon toegepast aangezien dezelfde beelden benut werden als bij de WVCMI en dus elke polygoon hetzelfde voorstelde. De *.ecd-file* werd gecreëerd uit 10.000 pixels, waarna de classificatie gemaakt werd.

Voor het uitvoeren van de AA werd een willekeurige puntverdeling gebruikt die bekomen werd door middel van de *Create Accuracy Assessment Points*. Voordelig aan deze *tool* was dat geen beïnvloeding van de uitvoerders zelf mogelijk was. Hierdoor werd ook een evenredige verdeling bekomen. Als de referentiepunten uit één enkel deel van het beeld kwamen, werd het resultaat namelijk vertekend tot alleen de nauwkeurigheid van het gebied waar alle referentiepunten gecentreerd waren. De referentiepunten werden per klasse evenredig verdeeld. Door middel van GRB-data, de luchtfoto's van hetzelfde beeld en de WVCMI werd manueel nagegaan of ieder punt juist gelegen was met bijhorende klasse. Naar de geclassificeerde versie werd niet gekeken, aangezien dit een invloed kon hebben op het

eindresultaat. Voor de AA van de NDVI werden dezelfde referentiepunten aangeduid met dezelfde klassen, die gehanteerd werden voor de AA van de WVCMI zodat een evenredige vergelijking verkregen werd. Door het punten-bestand om te zetten tot een raster-bestand en vervolgens de *combine-tool* te gebruiken, werden de referentiepunten vergeleken met het geclassificeerd beeld. Het resultaat werd weergegeven in een *confusion matrix*, waaruit de gegevens geselecteerd werden voor de berekening van de *ground truth*, *commission*, *omission*, *producer's accuracy*, *user's accuracy*, *overall accuracy* en kappa coëfficiënt.

Bij de *ground truth* werd beoordeeld hoeveel pixels per klasse aangeduid werden en dus ook naar grondwaarheid correct waren en welke pixels vervolgens juist of fout geclassificeerd waren.

Commission gaf de hoeveelheid testpixels die in een foute klasse geclassificeerd werden. Het was dus het percentage van de onjuist geclassificeerde pixels van de twee andere klassen ten opzichte van het totaal aantal geclassificeerde pixels van de juiste klasse.

Omission is het tegenovergestelde van *commission*. Het waren per klasse de onjuist geclassificeerde pixels gedeeld door het totale aantal aangeduide pixels van dezelfde klasse.

Producer's accuracy gaf de correct geclassificeerde pixels per klasse gedeeld door het totale aantal aangeduide pixels van dezelfde klasse. Het was dus een nauwkeurigheid voor de classificatie uit perspectief van de maker.

De *user's accuracy* is net als de *producer's accuracy* in die zin dat het de correct geclassificeerde cellen waren per klasse gedeeld door het totaal aantal van de pixels die in dezelfde klasse voorkwamen. Het was dus een nauwkeurigheid voor de classificatie uit perspectief van de gebruiker.

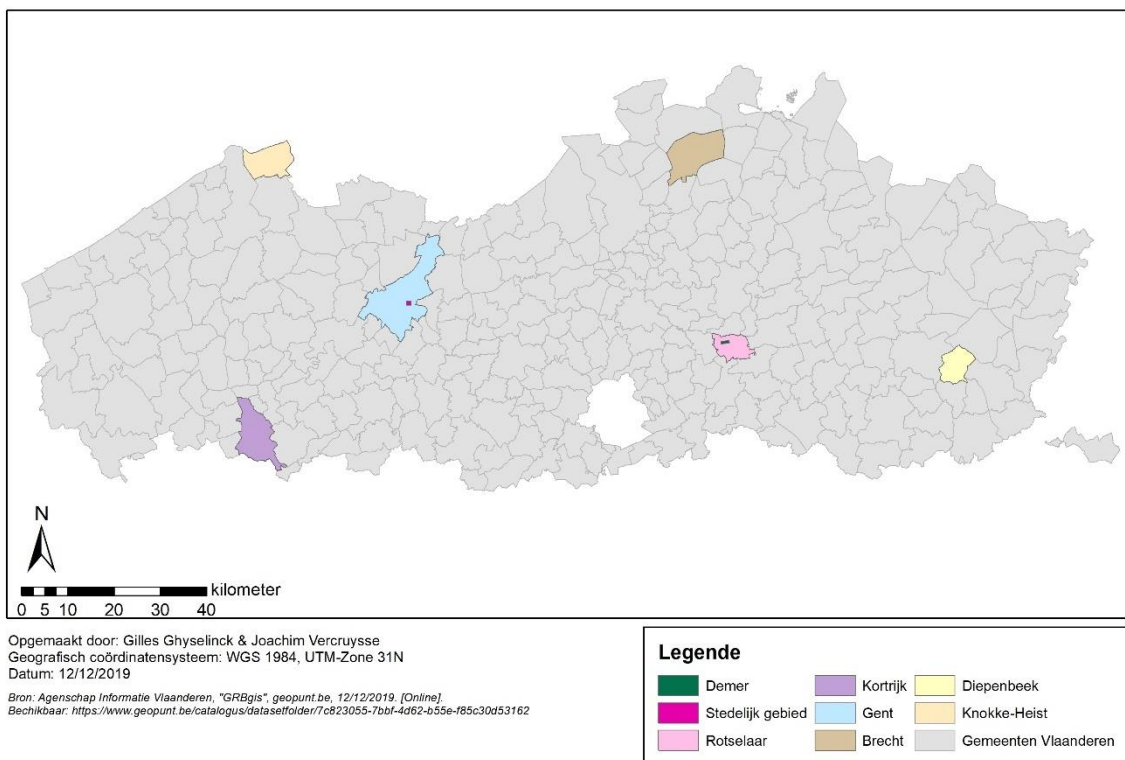
De *overall accuracy* is de som van de correct geclassificeerde cellen gedeeld door het totaal aantal cellen waarbij een algemene nauwkeurigheid op vlak van totaal aantal pixels werd bekomen.

De kappa coëfficiënt werd gebruikt als maatstaf om de overeenstemming tussen het geclassificeerde beeld en de werkelijkheid weer te geven. Een 1 wees op een perfecte overeenkomst tussen de werkelijkheid en het geclassificeerd beeld en een 0 wees op een volledig willekeurige weergave. De kappa coëfficiënt was geavanceerder dan de *overall accuracy* omdat die rekening hield met de foutieve pixels en met de correct geclassificeerde en dus ideale pixels.

6.7 Onderzoeksgebieden

Deze studie bevatte acht verschillende onderzoeksgebieden die zich verspreid situeerden over geheel Vlaanderen. Zes van de gebieden waren volledige gemeenten, namelijk “Brecht”, “Diepenbeek”, “Gent”, “Knokke-Heist”, “Kortrijk” en “Rotselaar”. Twee van de acht gebieden waren kleinere gebieden, waarvan één stedelijk gesitueerd in Gent en een ander landelijk naast een rivier genaamd “de Demer”. De gebieden werden geselecteerd uitgaande van een gelijke verdeling over Vlaanderen en verschillende typen zoals stedelijk, landelijk, meren en een combinatie van alle types. De verschillende onderzoeksgebieden werden weergegeven in Figuur 28.

Weergave van de verschillende studiegebieden



Figuur 28: Weergave van de verschillende studiegebieden

6.8 Data

Tijdens het onderzoek werd gebruik gemaakt van drie Sentinel-2A Level-1C beelden met een bewolking over het gehele beeld tussen de 0 en 2,56 %. De beelden dateerden van 24 augustus 2019 en konden eenvoudig en gratis (na aanmaak van een gratis account) gedownload worden via de *Copernicus Open Access Hub*. Van de download werden de banden gebruikt. De TCI-band werd gebruikt als luchtfoto.

Verder werd het Grootchalig Referentiebestand (GRB) aangewend om de exacte locatie van de bestaande waterlichamen zoals kanalen, rivieren, vijvers, meren,... te kennen en ook de verharde openbare wegen te situeren tijdens de AA. De GRB-data konden zoals bij Sentinel-2, na aanmaak van een gratis account, gratis gedownload worden via de site van het Agentschap voor Geografische Informatie Vlaanderen (AGIV).

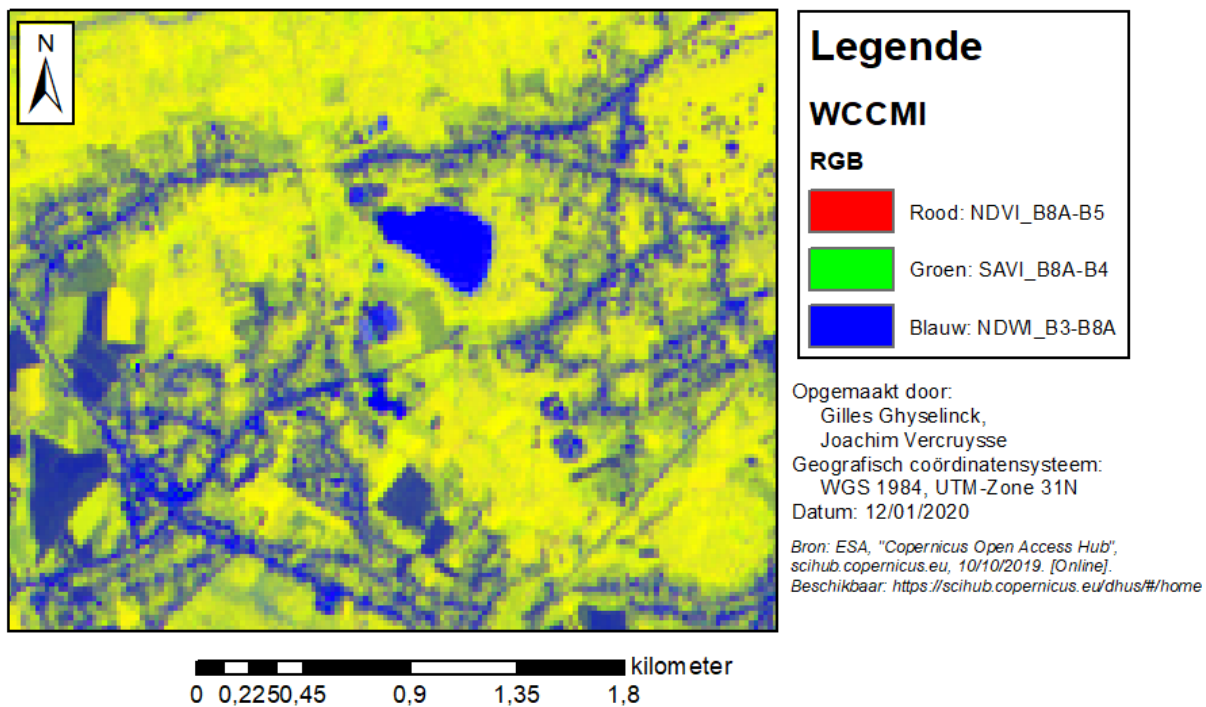
Alle data werden verwerkt in het coördinaten systeem ‘WGS 1984, UTM-Zone 31N’.

6.9 Resultaten

Tenslotte werd “Test 28” geëvalueerd als de beste index. Die index werd gevormd uit de *multi-indexen* “NDVI_B8A-B5 (D)”, “SAVI_B8A-B4 (O)” en “NDWI_B3-B8A (F)” respectievelijk afgebeeld op de rode, groene en blauwe band. Dit viel te concluderen uit Figuur 24, Figuur 25, Figuur 26, Figuur 27, Tabel 12, Tabel 13, Tabel 14 en Tabel 15. Een negatieve waarde in de tabel duidde op een overlappingsgebied tussen de drie klassen. Een positieve waarde in de tabellen wees op een marge tussen de klassen, waardoor het onderscheid duidelijker was. De keuze voor deze combinatie werd gekoppeld aan literatuur, die vergaard werd doorheen de masterproef. In Tabel 13, Tabel 14 en Tabel 15 gaf elk spectrum tussen de klassen een goed verschil weer. Ook was geen enkel overlappingsgebied aanwezig. “Test 28” werd dus de nieuw ontwikkelde CMI. Deze CMI werd *Water Vegetation Composite Multi-Index* (WVCMI) genoemd.

De classificatieresultaten van de AA toonden aan dat de WVCMI een hogere nauwkeurigheid opleverde in vergelijking met de veelal gebruikte NDVI. Visueel werd een groot onderscheid tussen “Water” (blauw) en “Vegetatie” (geel) duidelijk. Het contrast tussen “Water” en “Andere” (blauw) was visueel moeilijker te maken, maar aan hand van de resultaten werd opgemerkt dat de classificering dit zeer goed uitvoerde. Een verschil tussen “Andere” en “Vegetatie” was heel opmerkelijk zichtbaar. Dit werd weergegeven in Figuur 29.

Weergave van de WVCMI van een gebied in Rotselaar



Figuur 29: Weergave van de WVCMI van een gebied in Rotselaar

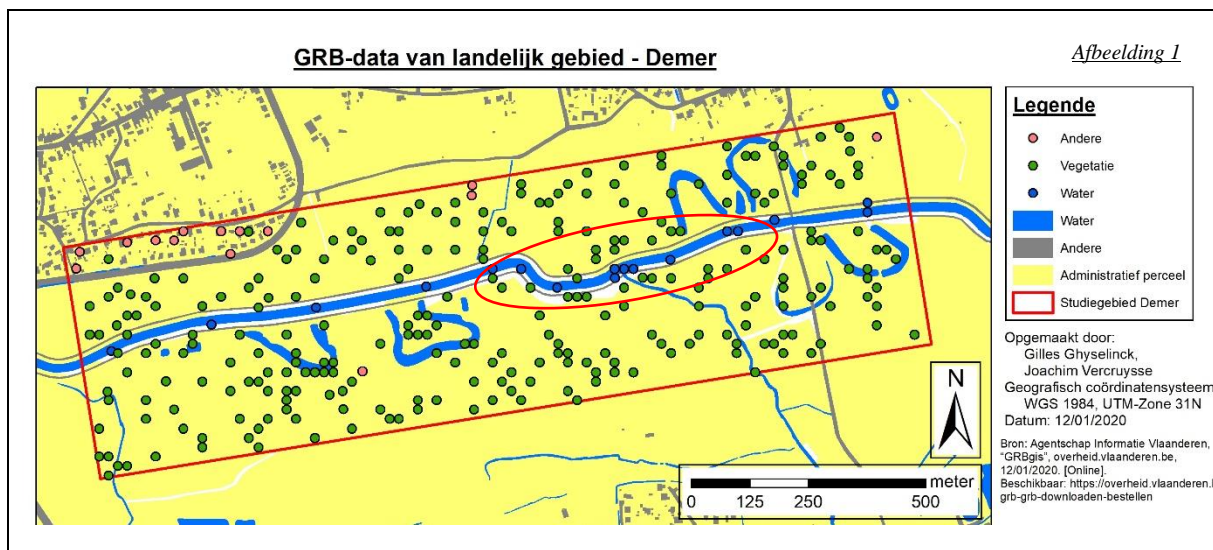
Voor de AA is geen gebruik gemaakt van een vuistregel (Mukesh, 2016) waar 12 referentiepunten genomen werden bij 3 klassen. In dit geval zou dat resulteren op een totaal van 30 referentiepunten. Om de zekerheid te verhogen werden bij de gemeenten 63 referentiepunten geselecteerd per klasse. In de twee kleinere gebieden, het stedelijk gebied en het gebied rond de Demer, werden in totaal 300 referentiepunten verdeeld die in evenredigheid met de oppervlakte van de klassen geplaatst werden.

In Tabel 17 was het opvallend dat de WVCMI zeer goed (boven 90%) scoorde op het classificeren van "Water". Enkel bij de twee kleinere gebieden was een afname van respectievelijk 84,21% en 23,53% voor "Stedelijk" en "Demer". De afname was in het stedelijk gebied waarneembaar waarbij "Water" mis-geclassificeerd werd als "Andere" (zie Tabel 16, Afbeeldingen 6, 7 en 8). Bij de Demer waren verschillende referentiepunten van "Water" geclassificeerd als "Vegetatie" (zie Tabel 16, Afbeeldingen 1, 2 en 3), namelijk 70,59%. In beide gebieden ging het hier over een smalle stroom (zie Tabel 16). In het stedelijk gebied was een overgang zichtbaar en ging die strak over van "Andere" naar "Water" (de rivier (zie Tabel 16, Afbeeldingen 16, 17 en 18)). Op de luchtfoto (resolutie 10 m) (zie Tabel 16, Afbeelding 17) was hierdoor op de fout geclassificeerde gebieden een lijn zichtbaar van 1 tot 2 pixels breed. Aangezien de WVCMI een resolutie van 20 m had, pastten 4 pixels van de luchtfoto in 1 pixel van de index. Een grootte van minimaal 2 pixels van de luchtfoto met water moest aanwezig zijn om op die plaats "Water" weer te geven. Aangezien niet genoeg "Water" aanwezig was in de pixel van 20x20 m en de omliggende pixels "Andere" werd dit weergegeven als "Andere". De stroom was dus te smal om volledig correct met de WVCMI weer te geven. Hetzelfde deed zich voor bij de "Demer". De beelden

dateerden van een zeer warme zomerperiode met minimale neerslag (totaal over de gehele maand 47,9 mm). De Demer stond, rond de periode dat de beelden gemaakt werden, laag. Hierdoor had de rivier een kleinere breedte (zie Tabel 16, Afbeeldingen 11 en 12). De Demer werd gekenmerkt door de breedte van de rivier zelf, een brede groene strook van vegetatie aan beide zijden, een smal wandelpad en vervolgens weer vegetatie (zie Tabel 16, Afbeelding 11). Aangenomen werd dat de mis-classificatie die bij de Demer gebeurde aan dezelfde basis lag als de mis-classificatie van het stedelijk gebied. Aangezien enkel op dit gebied en voorval geconcentreerd werd, lagen de waarden hiervoor dus lager. De andere parameters scoorden op elk vlak boven de 80%.

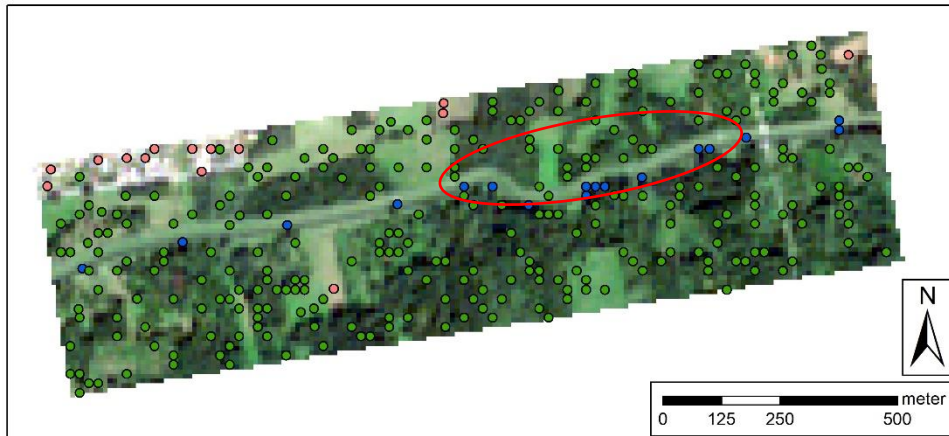
Als in Tabel 17 overgegaan werd tot het beoordelen van de NDVI op een 10 en 20 m meter resolutie viel meteen op dat de waarden voor "Water" slecht scoorden. Enkel bij Knokke-Heist werd respectievelijk 90,16% en 86,88% behaald voor de 10 en 20 m meter resolutie. De andere testgebieden scoorden lager dan 77%. In Tabel 17 viel ook op dat de referentiepunten voor "Water" voornamelijk geclassificeerd werden als "Andere". Bij het testgebied voor de Demer werden de pixels van "Water" geclassificeerd als "Vegetatie" (zie Tabel 16, Afbeeldingen 4 en 5), net zoals bij de WVCMI. De fout daar was dus gelijklopend aan de mis-classificatie besproken bij de WVCMI.

Tabel 16: Resultaten van de classificaties voor "Demer" en "Stedelijk"



Luchtfoto van landelijk gebied - Demer

Afbeelding 2



Legende

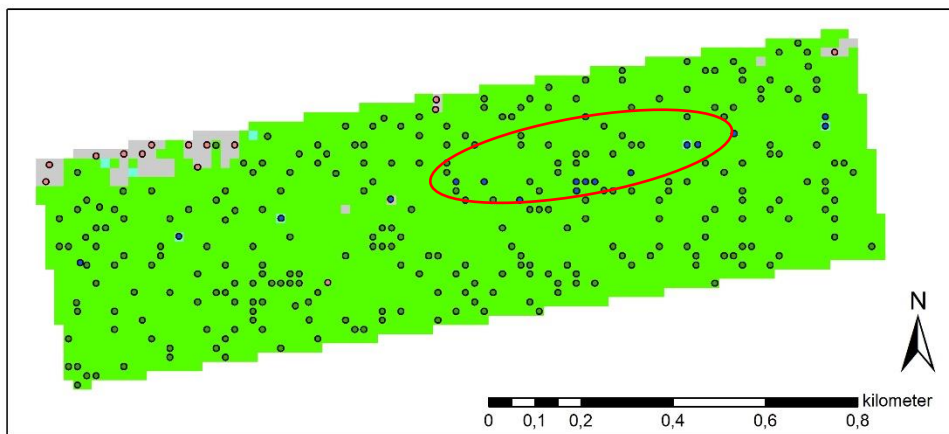
- Andere
- Vegetatie
- Water

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercurysse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub"
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. WVCMi van landelijk gebied - Demer

Afbeelding 3



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

Classificatie

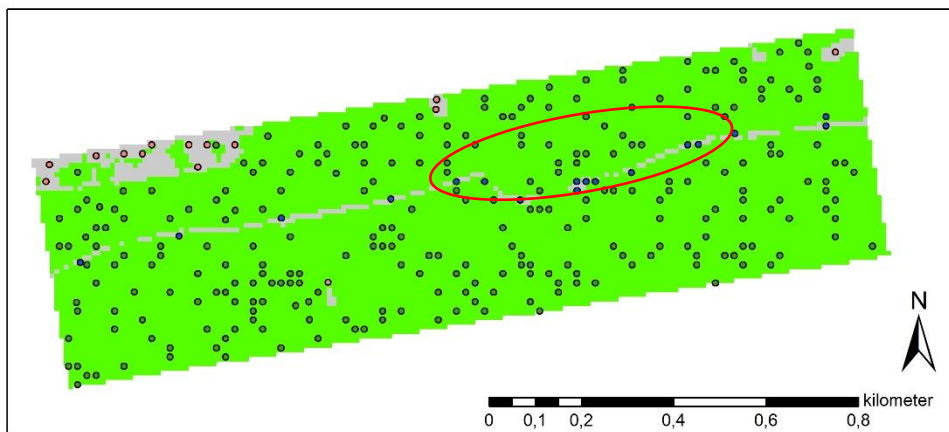
- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercurysse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub"
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 10 m) van landelijk gebied - Demer

Afbeelding 4



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

Classificatie

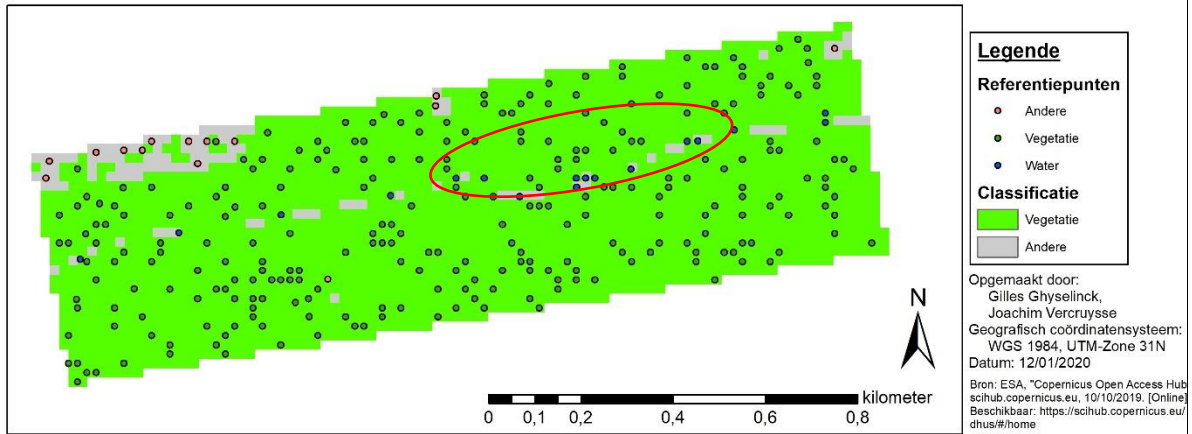
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercurysse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub"
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

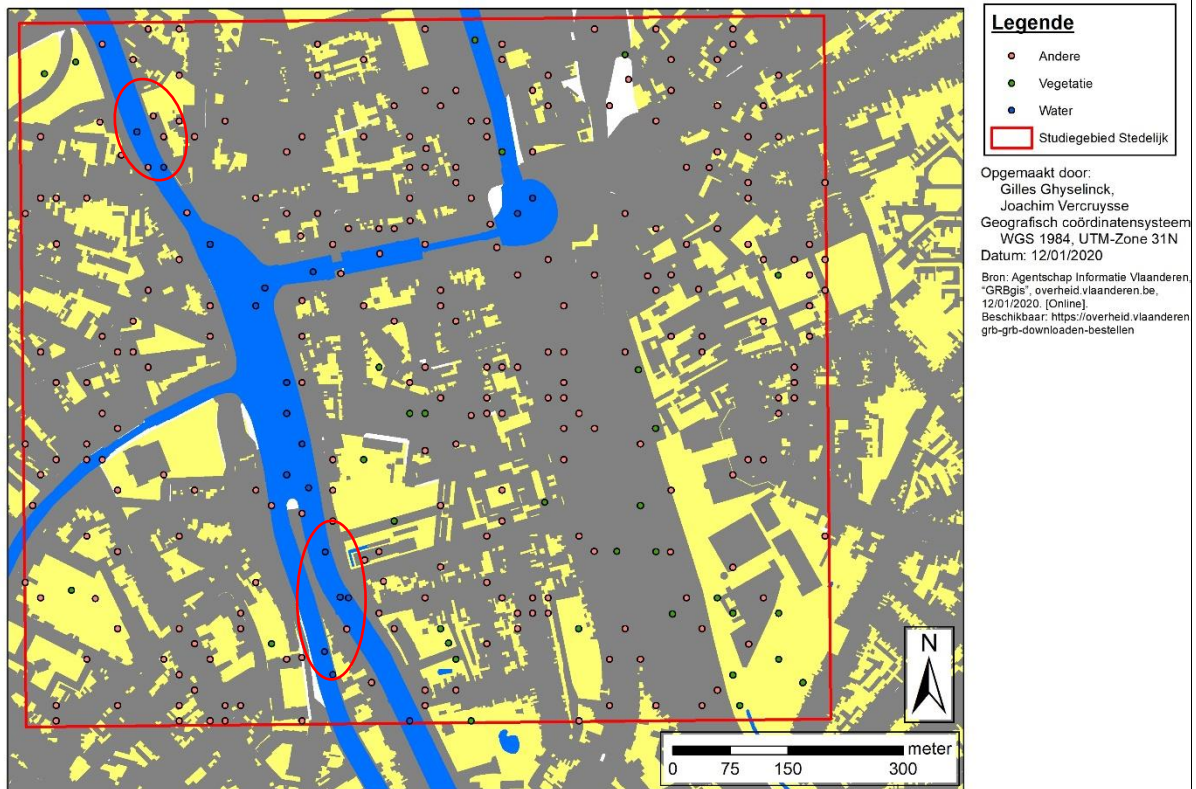
Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 20 m) van landelijk gebied - Demer

Afbeelding 5



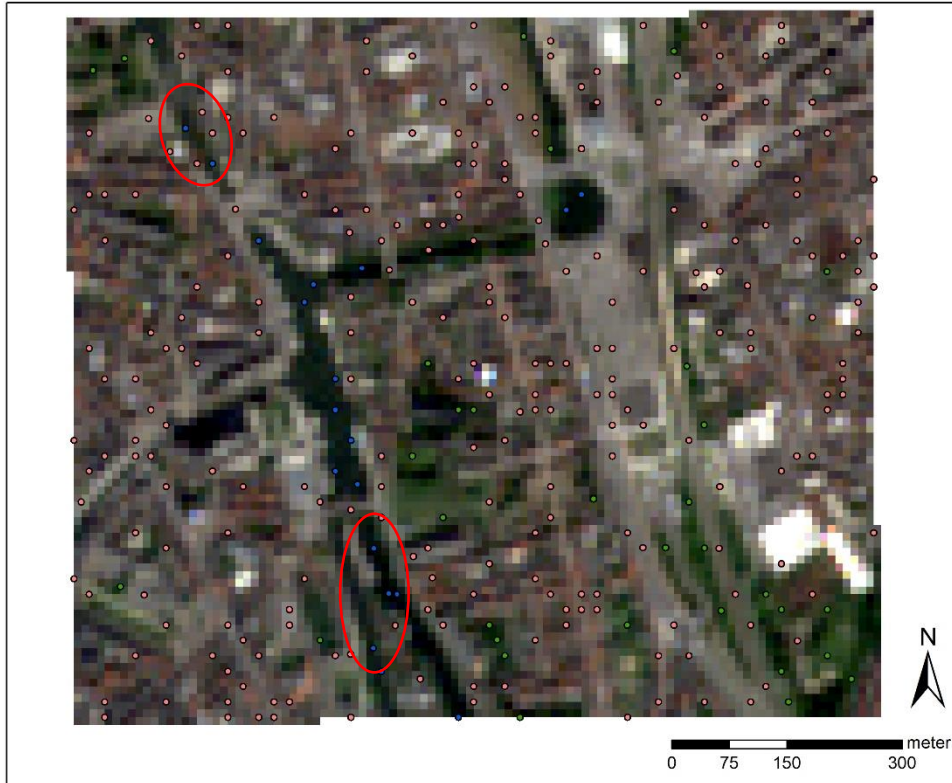
GRB-data van studiegebied Stedelijk

Afbeelding 6



Luchtfoto van studiegebied Stedelijk

Afbeelding 7



Legende

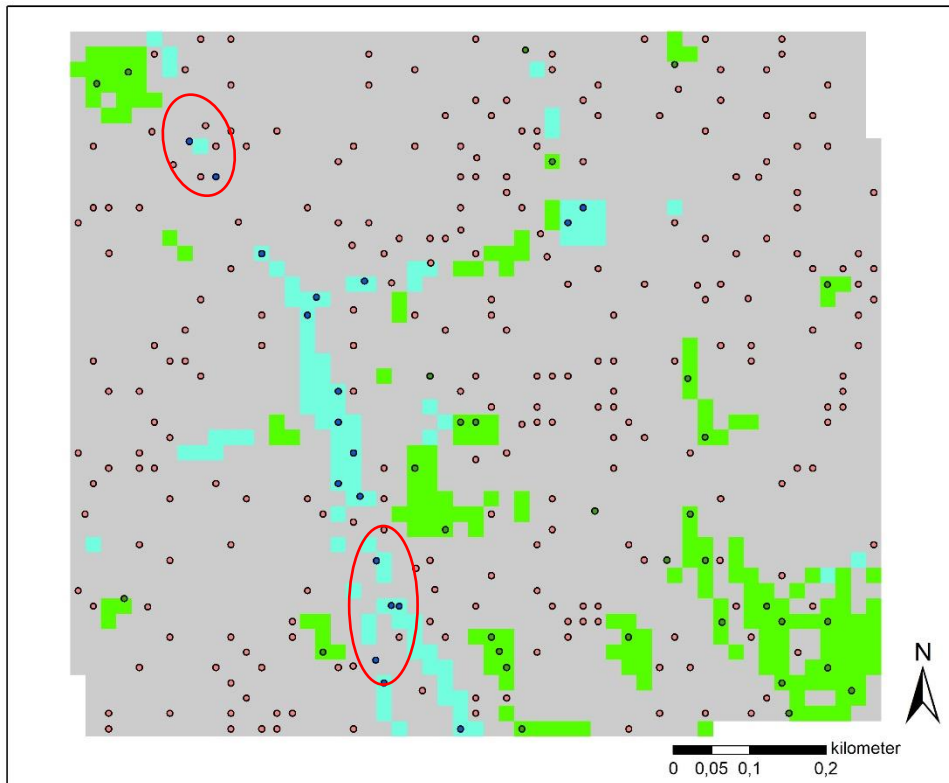
- Andere
- Vegetatie
- Water

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Verduyck
Geografisch coördinatensysteem
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hu
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. WVCMI van studiegebied - Stedelijk

Afbeelding 8



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

Classificatie

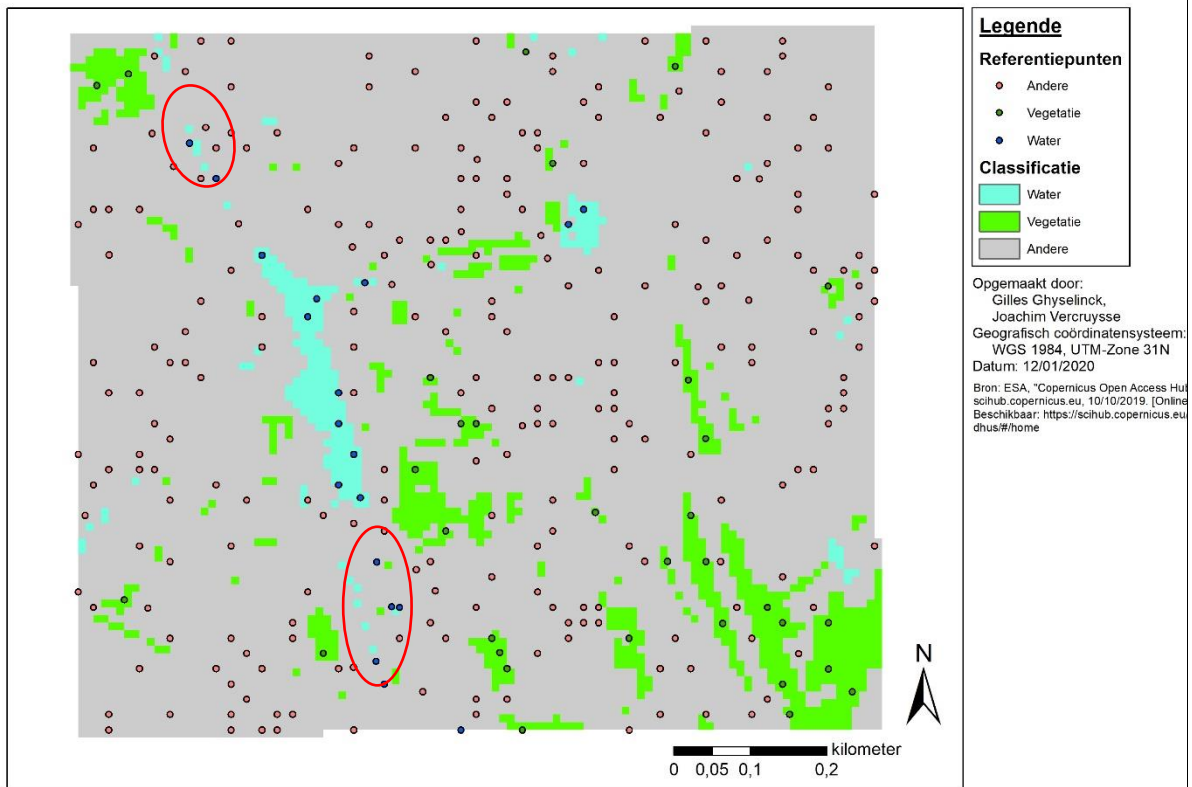
- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Verduyck
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hu
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

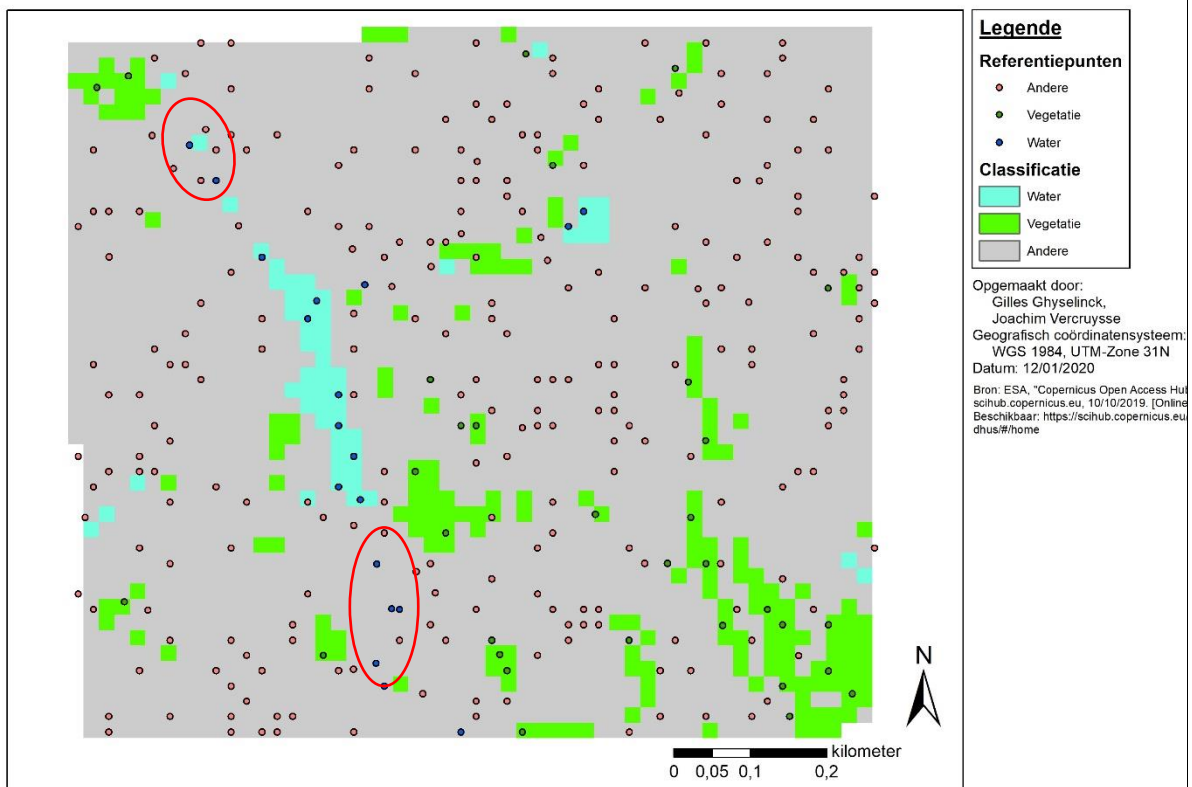
Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 10 m) van studiegebied - Stedelijk

Afbeelding 9



Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 20 m) van studiegebied - Stedelijk

Afbeelding 10



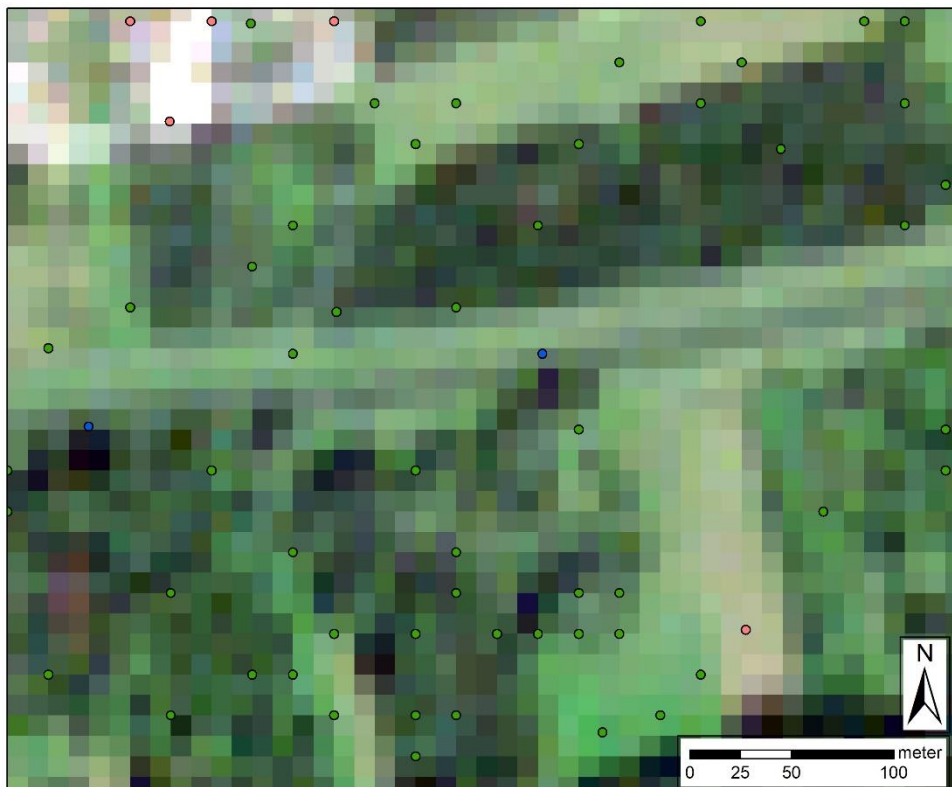
Ingezoomde GRB-data van landelijk gebied - Demer

Afbeelding 11

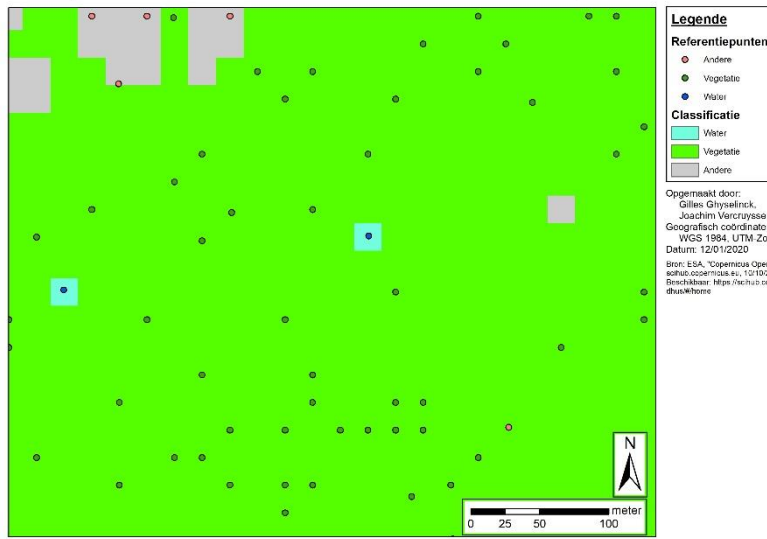


Ingezoomde luchtfoto van landelijk gebied - Demer

Afbeelding 12

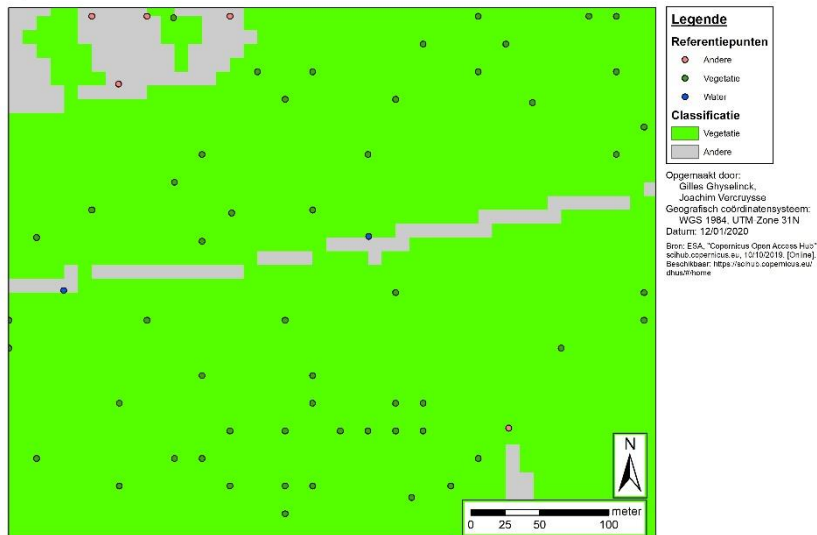


Ingezoomde classificatie d.m.v. WVCMI van landelijk gebied - Demer



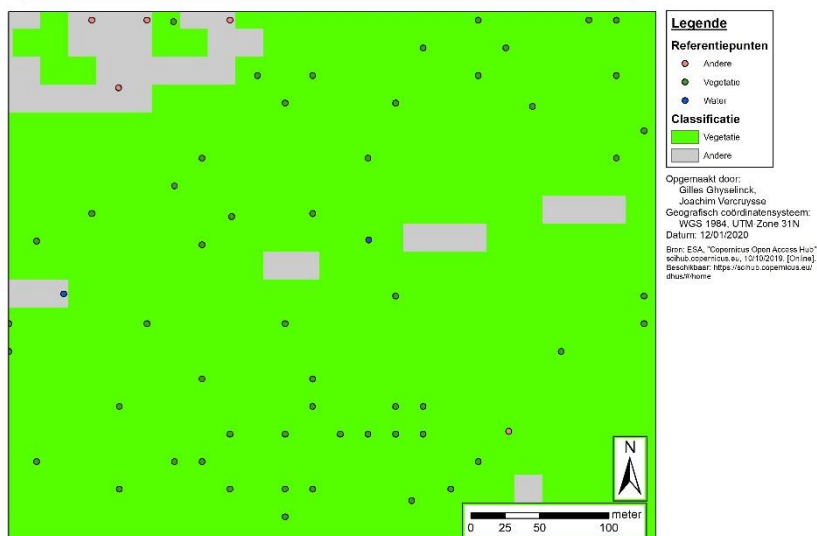
Afbeelding 13

Ingezoomde classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 10 m) van landelijk gebied - Demer



Afbeelding 14

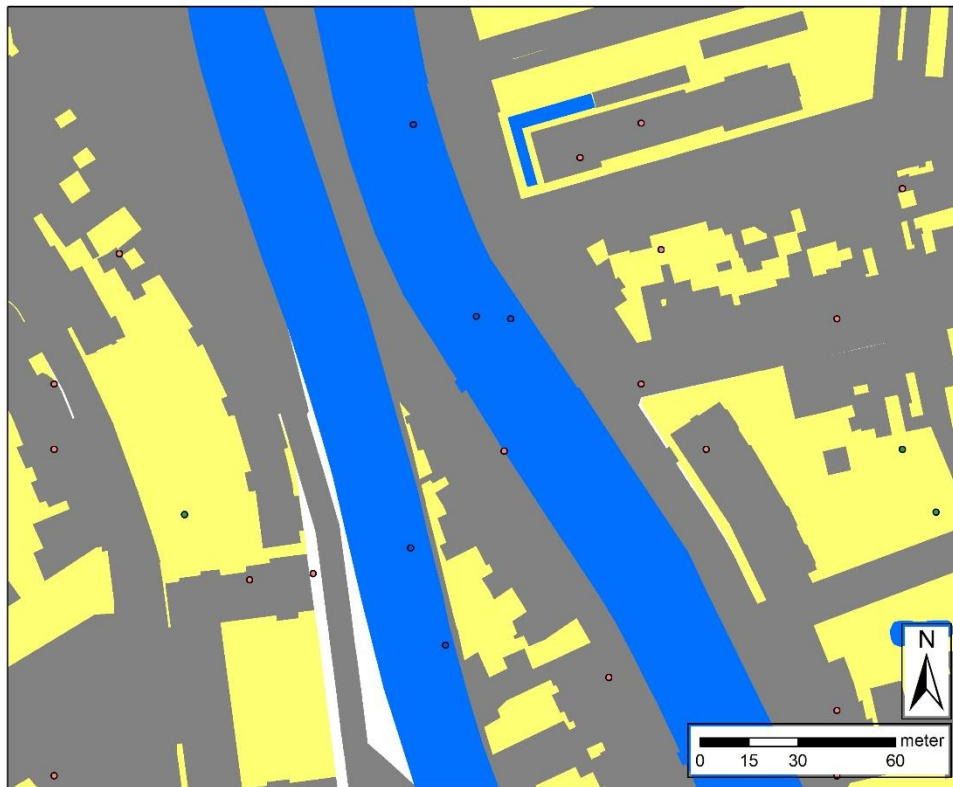
Ingezoomde classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 20 m) van landelijk gebied - Demer



Afbeelding 15

Ingezoomde GRB-data van studiegebied Stedelijk

Afbeelding 16



Legende

Referentiepunten-

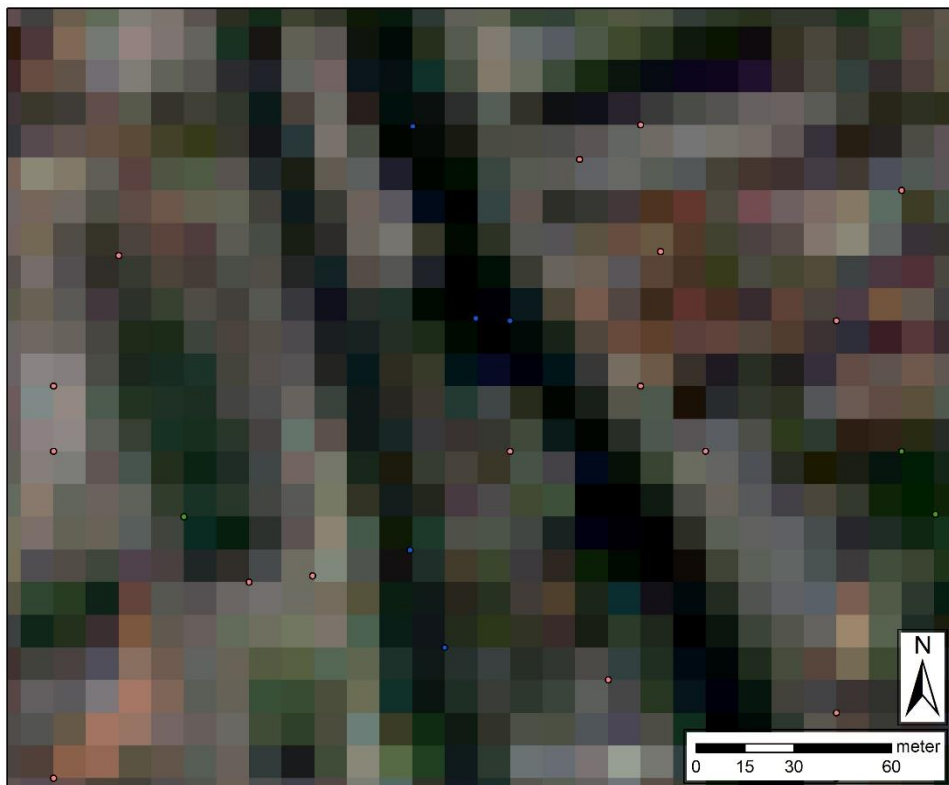
- Andere
- Vegetatie
- Water

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Verduytsse
Geografisch coördinatensysteem
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub"
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Ingezoomde luchtfoto van studiegebied Stedelijk

Afbeelding 17



Legende

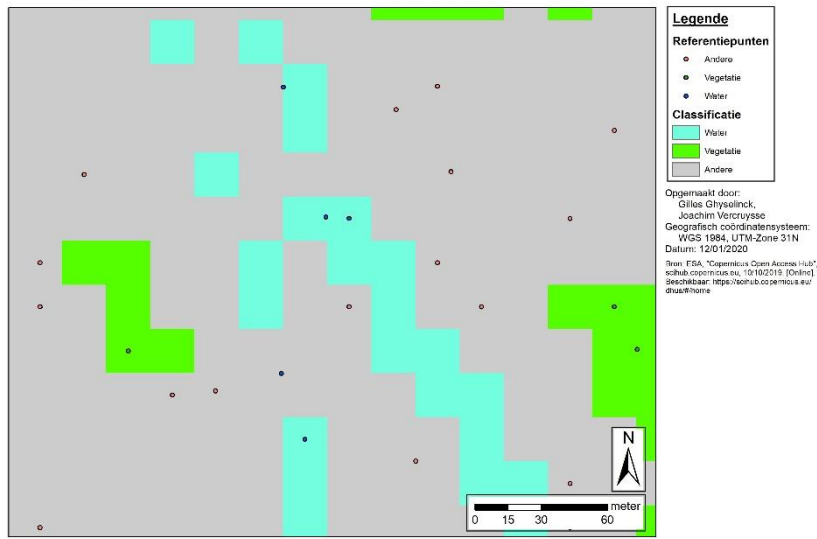
Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Verduytsse
Geografisch coördinatensysteem
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

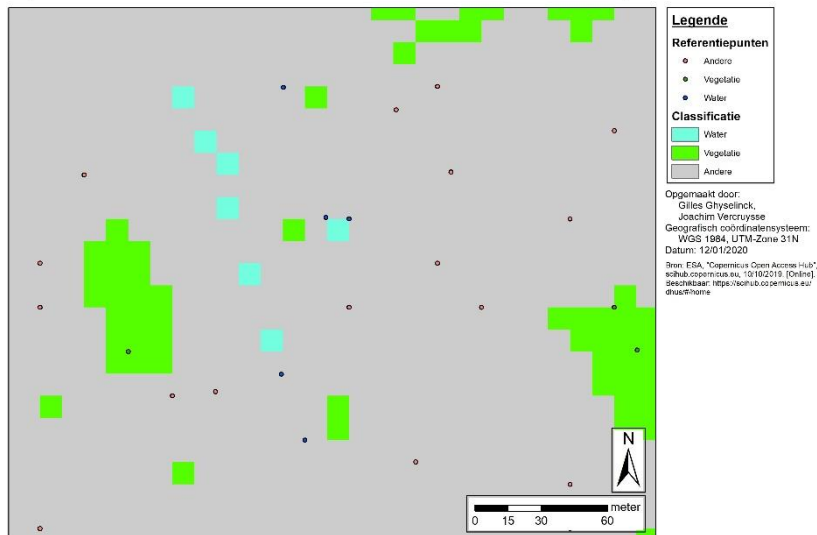
Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub"
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Ingezoomde classificatie d.m.v. WVCI van studiegebied Stedelijk



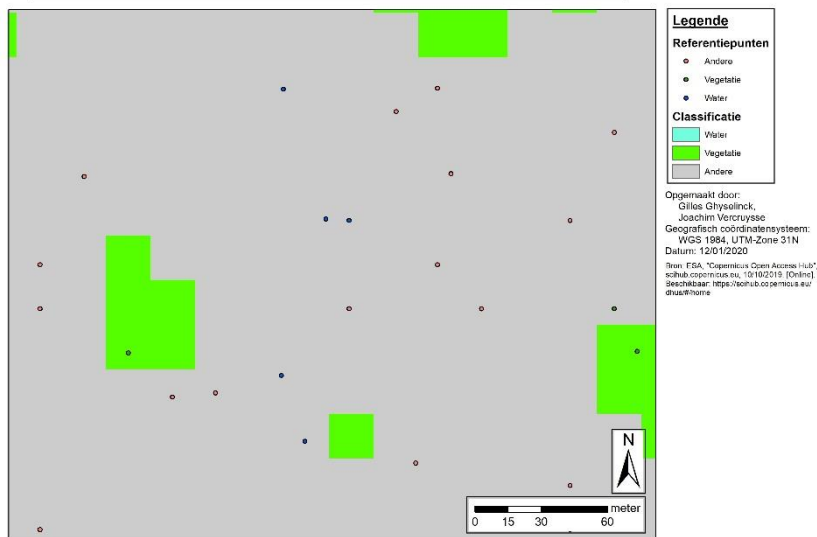
Afbeelding 18

Ingezoomde classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 10 m) van studiegebied Stedelijk



Afbeelding 19

Ingezoomde classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 20 m) van studiegebied Stedelijk



Afbeelding 20

In Tabel 18 werden de *commission* en *omission* weergegeven, wat neerkwam op de onjuist geclassificeerde pixels (referentiepunten). Deze waarden dienden dus zo laag mogelijk te zijn. In de kolom WVCMI was het opmerkelijk dat de *commission*-waarden zeer laag waren. Dit wilde zeggen dat weinig referentiepunten van een andere klasse ten opzichte van het totaal aantal geclassificeerde pixels van die klasse fout geclassificeerd werden. Het hoogste percentage 7,14% werd bekomen voor het testgebied van de Demer in de klasse “Andere”. Dit wil zeggen dat 7,14% van het totaal aantal pixels die geclassificeerd waren tot “Andere” eigenlijk via het referentiepunt tot een andere klasse behoorden. Als in de Tabel 18 verder gekeken werd naar de kolom *omission* bij WVCMI waren een paar uitschieters zichtbaar van 7,14%, 9,84%, 15,79%, 18,75% en 76,47%. De hoogste waarde van 76,47% bevond zich weer in het studiegebied van de Demer in de klasse “Water”. Dit wilde zeggen dat 76,47% van het totaal aangeduide referentiepunten voor “Water” geclassificeerd werden onder “Vegetatie” en/of “Andere”.

De resultaten van Tabel 18 voor de NDVI op resolutie 10 en 20 m waren slechter. De waarden gingen zelfs tot 100%. De reden dat “DELING DOOR 0” in deze tabel alsook in Tabel 19 weergegeven was, wilde zeggen dat voor die bepaalde klasse in desbetreffend studiegebied geen pixels geclassificeerd werden (zie Tabel 16, Afbeeldingen 4 en 5). Dit kwam in Tabel 18 bijvoorbeeld voor bij de klasse “Water” in studiegebied de Demer. Dit betekende dat geen enkele pixel geclassificeerd werd als “Water”. Dit was ook meteen de reden dat de *omission* hiervoor 100% aan gaf. De *commission* in de klasse “Water” van de NDVI’s scoorde gelijk met de WVCMI. Op alle andere klassen scoorden de NDVI op 10 en 20 m resolutie voor zowel *commission* als *omission* beduidend hoger waardoor uit deze tabel eveneens geconcludeerd werd dat WVCMI betere resultaten bekam via de SVM-classificatiemethode.

Vervolgens werd in Tabel 19 de *producer’s accuracy* en *user’s accuracy* weergegeven. De waarden in deze tabel dienden zo hoog mogelijk te zijn voor een goede classificatie. Over de gehele lijn scoorde de WVCMI hoger dan 80% wat een goede prestatie was. Enkel in het studiegebied voor de Demer op vlak van “Water” werd een score van 23,53% bekomen, wat zeer laag was. Aangezien dit in de kolom voor *producer’s accuracy* gelegen was, kan eventueel de juistheid van de maker in vraag gesteld worden. Door gebruik te maken van GRB-data, de luchtfoto’s en zeer gekend te zijn met het gebied, was het zeker dat de fout niet bij de maker lag. Omwille van de pixel resolutie en de minimale breedte van de Demer was dit de oorzaak van de mis-classificatie.

De NDVI op resolutie 10 en 20 m scoorden beide niet goed over de hele lijn op vlak van *producer’s accuracy* bij de klasse “Water”. Voor “Vegetatie” werd wel een goede score bekomen waar de resolutie van 20 m een kleine daling in percentage had ten opzichte van de 10 m resolutie. Dit was te verwachten aangezien verschillende pixels samen werden genomen en dus een groter oppervlak van één klasse nodig was om de classificatie goed te doen werken. De klasse “Andere” scoorde voor beide NDVI’s goed op *producer’s accuracy*, maar niet goed op *user’s accuracy*. Dit kwam door de lage waarden bij de klasse “Water” in de kolom van de *producer’s accuracy*.

In Tabel 20 werd met “Totaal” het gemiddelde aangeduid voor al de studiegebieden voor de *overall accuracy* en de kappa coëfficiënt. “Totaal zonder Demer” waren al de waarden zonder die van de Demer meegeteld. Omdat het studiegebied de “Demer” over de gehele lijn slecht scoorde werd ook de berekening gemaakt zonder “Demer” om de invloed hierop te zien. Zowel de *overall accuracy* en de kappa coëfficiënt dienden hier ook zo hoog mogelijk te scoren. De *overall accuracy* bij de WVCMI was overal zeer hoog (boven 95,32%) eveneens bij de Demer. Dit kon zo hoog zijn omdat deze waarde geen rekening hield met de mis-geclassificeerde referentiepunten. De kappa coëfficiënt nam dit wel mee in de berekening waarbij in het studiegebied van de Demer een waarde van 69,73% verkregen werd. Het totaal kwam neer op 98,09% voor de *overall accuracy* en 93,35% voor de kappa coëfficiënt wat bevredigende resultaten waren. Indien het studiegebied van de Demer niet in rekening werd genomen, werden respectievelijk 98,49% en 96,73% bekomen voor de *overall accuracy* en de kappa coëfficiënt. De NDVI op resolutie 10 m had 82,67% en 68,99% in totaal en respectievelijk 81,11% en 70,43% zonder Demer voor de *overall accuracy* en de kappa coëfficiënt. Bij de NDVI op resolutie van 20 m daalde de waarde van 79,65% en 63,28% op totaal tot 77,60% en 63,48% indien de classificatie van de Demer niet meegerekend werd.

Hieruit werd besloten dat over de ganse lijn op elk studiegebied de nieuw ontwikkelde WVCMI beter scoorde dan de veelal gebruikte NDVI door middel van de SVM-classificatiemethode. In situaties waar het gebied te klein was ten opzichte van de resolutie van 20 m, was het mogelijk dat de WVCMI deze mis-classificeert. Verder behaalde de WVCMI via de *tool*, ontworpen tijdens deze studie voor het gebied Vlaanderen, met beelden zonder wolken een *overall accuracy* van +98% en een kappa coëfficiënt van +96%.

Door middel van de studiegebieden “Stedelijk” en “Demer” werd getracht een vergelijking tussen landelijk en verstedelijkt gebied te maken over een klein gebied. In de klasse “Water” gaf dit geen goede resultaten. Dit lag aan de resolutie van de beelden, waardoor een mis-classificatie bekomen werd. De gemeenten werden onderling op vlak van landelijk, verstedelijkt en middelmatig vergeleken. Voor landelijk werden de gebieden Rotselaar en Brecht geselecteerd, voor middelmatig de gebieden Diepenbeek en Knokke-Heist en voor verstedelijkt de gebieden Gent en Kortrijk. In Tabel 17 was het opvallend dat de WVCMI zeer goed (boven 90%) scoorde op het classificeren van “Water”. De laagste waarde was op te merken bij Rotselaar (90,16%). Voor “Vegetatie” werd een laagste waarde van 98,33% bekomen voor Diepenbeek. Bij “Andere” was de laagste waarde 95% voor Brecht. De landelijke gebieden scoorden in deze tabel slechter dan de verstedelijkte gebieden. In Tabel 18 werden de *commission* en *omission* weergegeven. Bij de kolom WVCMI was het opmerkelijk dat de *commission*-waarden zeer laag waren. Dit wilde zeggen dat weinig referentiepunten van een andere klasse ten opzichte van het totaal aantal geclassificeerde pixels van die klasse fout geclassificeerd werden. Kortrijk gaf een waarde van 1,75% in zowel *commission* als *omission* weer in de klasse “Water”. Rotselaar had hier een waarde van 9,84% voor *omission*. Voor “Vegetatie” scoorden Brecht (4,76%) en Rotselaar

(4,69%) het hoogst op vlak van *comission*, maar Diepenbeek op vlak van *omission* (1,67%). Bij “Andere” behaalde Rotselaar een waarde van 4,92% en Diepenbeek een waarde van 1,67%. De *omission* waarde was het hoogst bij Brecht (5%). In tabel Tabel 19 waren de laagste waarden voor de *producer’s accuracy* 90,16% en 95% voor Rotselaar en Brecht. Beide gemeenten scoorden in deze tabel voor de *user’s accuracy* het laagst met respectievelijk 95,08% en 95,24%. In Tabel 20 werden de *overall accuracy* en kappa coëfficiënt weergegeven, waarbij de laagste waarden 96,67% en 95% voor Rotselaar waren. Over de gehele lijn werden in deze gebieden zeer goede resultaten bekomen (boven de 95% voor de kappa coëfficiënt). Indien gemiddelden genomen werden van de gebieden voor landelijk, verstedelijkt en middelmatig konden de gemiddelden ervan voor *overall accuracy* en kappa coëfficiënt vergeleken worden. De gemiddelden voor de *overall accuracy* van landelijk, middelmatig en verstedelijkt waren respectievelijk 97,5%; 99,44% en 99,44%. Voor de kappa coëfficiënt was dit respectievelijk 96,25%; 99,17% en 99,17%. Een hogere waarde werd dus bekomen voor de classificatie van een verstedelijkt gebied in vergelijking met een landelijk gebied.

Het onderzoek werd uitgevoerd met beelden over Vlaanderen, die een wolkenbedekking hadden van 0 tot 2,56% en waarbij het beeld genomen werd in de zomer. Andere seizoenen werden niet getest. Uit literatuur werd geleerd dat het algemeen patroon van de reflectiekromme vergelijkbaar was tussen de verschillende vegetatietypen. Verschillen in blad pigmentgehalte, celstructuur en watergehalte tussen verschillende vegetatietypen konden echter een onderscheid in de reflectie van de vegetatie veroorzaken (Jones en Vaughan, 2010). Vervolgens werd geleerd uit het onderzoek van Ettehadhi et al., (2019) dat op vlak van water de reflectiekrommen voor zowel meren, zeeën of grachten een gelijkaardige spectrale signatuur vertonen. In werkelijkheid was de spectrale reflectie van het water afhankelijk van de watertroebelheid, waterdiepte,... (Gitelson, 1992; Lyzenga, 1978; Maritorena et al., 1994; Novo et al., 1989). In de masterproef werden vele test-pixels gedefinieerd met bijhorende klasse over heel Vlaanderen. Aangezien de reflectiecurves vergelijkbaar waren zou de WVCMI met de *tool* dus eveneens van toepassing kunnen zijn in data-arme gebieden. Indien de *tool* in data-arme gebieden toch niet de nauwkeurigheid zou behalen, kan dit opgelost worden door ofwel toevoeging van test-pixels aan de TSM ofwel door het opmaken van een nieuwe .ecd-file voor het gebied, waar de nauwkeurigheid niet bekomen wordt. De spectrale signatuur wordt hiermee geüpdatet over het gebied.

In Bijlage 1 werden alle resultaten voor elk gebied bijgevoegd.

Tabel 17: Ground truth, WVCMI - NDVI

		WVCMI			NDVI - Resolutie 10 m			NDVI - Resolutie 20 m		
		Water	Vegetatie	Andere	Water	Vegetatie	Andere	Water	Vegetatie	Andere
Water	<i>Brecht</i>	100,00	0,00	0,00	31,67	0,00	0,00	23,33	0,00	0,00
	<i>Diepenbeek</i>	100,00	0,00	0,00	55,00	0,00	0,00	55,00	0,00	0,00
	<i>Gent</i>	100,00	0,00	0,00	76,67	0,00	0,00	71,67	0,00	0,00
	<i>Knokke-Heist</i>	100,00	0,00	0,00	90,16	0,00	0,00	86,88	0,00	1,67
	<i>Kortrijk</i>	98,25	0,00	1,64	15,79	0,00	0,00	17,54	0,00	0,00
	<i>Rotselaar</i>	90,16	0,00	0,00	6,56	0,00	0,00	3,28	0,00	0,00
	<i>Stedelijk</i>	84,21	0,00	0,40	61,11	0,00	0,00	47,37	0,00	0,41
	<i>Demer</i>	23,53	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Vegetatie	<i>Brecht</i>	0,00	100,00	5,00	3,33	100,00	8,33	16,66	98,33	25,00
	<i>Diepenbeek</i>	0,00	98,33	1,67	3,33	95,00	11,67	3,33	95,00	11,67
	<i>Gent</i>	0,00	100,00	0,00	0,00	88,33	1,67	1,67	85,00	3,33
	<i>Knokke-Heist</i>	0,00	100,00	0,00	0,00	100,00	0,00	0,00	100,00	0,00
	<i>Kortrijk</i>	1,75	100,00	0,00	1,75	95,16	8,33	7,08	87,10	14,75
	<i>Rotselaar</i>	4,92	100,00	0,00	6,57	96,72	8,62	18,03	98,36	12,07
	<i>Stedelijk</i>	0,00	81,25	0,00	0,00	87,10	0,00	0,00	65,63	1,23
	<i>Demer</i>	70,59	100,00	7,14	64,71	100,00	14,29	64,71	100,00	7,14
Andere	<i>Brecht</i>	0,00	0,00	95,00	65,00	0,00	91,67	60,00	1,67	75,00
	<i>Diepenbeek</i>	0,00	1,67	98,33	41,67	5,00	88,33	41,67	5,00	88,33
	<i>Gent</i>	0,00	0,00	100,00	23,33	11,67	98,33	26,67	15,00	96,67
	<i>Knokke-Heist</i>	0,00	0,00	100,00	9,84	0,00	100,00	13,11	0,00	98,33
	<i>Kortrijk</i>	0,00	0,00	98,36	82,46	4,84	91,67	75,44	12,90	85,25
	<i>Rotselaar</i>	4,92	0,00	100,00	86,89	3,28	91,38	78,69	1,64	87,93
	<i>Stedelijk</i>	15,79	18,75	99,59	38,89	12,90	100,00	52,63	34,38	98,36
	<i>Demer</i>	5,88	0,00	92,86	35,29	0,00	85,71	35,29	0,00	92,86

Tabel 18: Commission en Omission, WVCMI - NDVI

		WVCMI		NDVI - Resolutie 10 m		NDVI - Resolutie 20 m	
		Commission (%)	Omission (%)	Commission (%)	Omission (%)	Commission (%)	Omission (%)
Water	<i>Brecht</i>	0,00	0,00	0,00	68,33	0,00	76,67
	<i>Diepenbeek</i>	0,00	0,00	0,00	45,00	0,00	45,00
	<i>Gent</i>	0,00	0,00	0,00	23,33	0,00	28,33
	<i>Knokke-Heist</i>	0,00	0,00	0,00	9,84	1,85	13,11
	<i>Kortrijk</i>	1,75	1,75	0,00	84,21	0,00	82,46
	<i>Rotselaar</i>	0,00	9,84	0,00	93,44	0,00	96,72
	<i>Stedelijk</i>	5,88	15,79	0,00	38,89	10,00	52,63
	<i>Demer</i>	0,00	76,47	DELING DOOR 0	100,00	DELING DOOR 0	100,00
Vegetatie	<i>Brecht</i>	4,76	0,00	10,45	0,00	29,76	1,67
	<i>Diepenbeek</i>	1,67	1,67	13,64	5,00	13,64	5,00
	<i>Gent</i>	0,00	0,00	1,85	11,67	5,56	15,00
	<i>Knokke-Heist</i>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
	<i>Kortrijk</i>	1,59	0,00	9,23	4,84	19,40	12,90
	<i>Rotselaar</i>	4,69	0,00	13,24	3,28	23,08	1,64
	<i>Stedelijk</i>	0,00	18,75	0,00	12,90	12,50	34,38
	<i>Demer</i>	4,63	0,00	4,66	0,00	4,30	0,00
Andere	<i>Brecht</i>	0,00	5,00	41,49	8,33	45,12	25,00
	<i>Diepenbeek</i>	1,67	1,67	34,57	11,67	34,57	11,67
	<i>Gent</i>	0,00	0,00	26,25	1,67	30,12	3,33
	<i>Knokke-Heist</i>	0,00	0,00	9,09	0,00	11,94	1,67
	<i>Kortrijk</i>	0,00	1,64	47,62	8,33	49,51	14,75
	<i>Rotselaar</i>	4,92	0,00	50,93	8,62	49,00	12,07
	<i>Stedelijk</i>	3,50	0,40	4,31	0,00	8,05	1,64
	<i>Demer</i>	7,14	7,14	33,33	14,29	31,58	7,14

Tabel 19: Producer's accuracy en User's accuracy, WVCMI - NDVI

		WVCMI		NDVI - Resolutie 10 m		NDVI - Resolutie 20 m	
		Producer's Accuracy (%)	User's Accuracy (%)	Producer's Accuracy (%)	User's Accuracy (%)	Producer's Accuracy (%)	User's Accuracy (%)
Water	<i>Brecht</i>	100,00	100,00	31,67	100,00	23,33	100,00
	<i>Diepenbeek</i>	100,00	100,00	55,00	100,00	55,00	100,00
	<i>Gent</i>	100,00	100,00	76,67	100,00	71,67	100,00
	<i>Knokke-Heist</i>	100,00	100,00	90,16	100,00	86,88	98,15
	<i>Kortrijk</i>	98,25	98,25	15,79	100,00	17,54	100,00
	<i>Rotselaar</i>	90,16	100,00	6,56	100,00	3,28	100,00
	<i>Stedelijk</i>	84,21	94,12	61,11	100,00	47,37	90,00
	<i>Demer</i>	23,53	100,00	0,00	DELING DOOR 0	0,00	DELING DOOR 0
Vegetatie	<i>Brecht</i>	100,00	95,24	100,00	89,55	98,33	70,24
	<i>Diepenbeek</i>	98,33	98,33	95,00	86,36	95,00	86,36
	<i>Gent</i>	100,00	100,00	88,33	98,14	85,00	94,44
	<i>Knokke-Heist</i>	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
	<i>Kortrijk</i>	100,00	98,41	95,16	90,77	87,10	80,60
	<i>Rotselaar</i>	100,00	95,31	96,72	86,76	98,36	76,92
	<i>Stedelijk</i>	81,25	100,00	87,10	100,00	65,63	87,50
	<i>Demer</i>	100,00	95,37	100,00	95,34	100,00	95,70
Andere	<i>Brecht</i>	95,00	100,00	91,67	58,51	75,00	54,88
	<i>Diepenbeek</i>	98,33	98,33	88,33	65,43	88,33	65,43
	<i>Gent</i>	100,00	100,00	98,33	73,75	96,67	69,88
	<i>Knokke-Heist</i>	100,00	100,00	100,00	90,91	98,33	88,06
	<i>Kortrijk</i>	98,36	100,00	91,67	52,38	85,25	50,49
	<i>Rotselaar</i>	100,00	95,08	91,38	49,07	87,93	51,00
	<i>Stedelijk</i>	99,60	96,50	100,00	95,69	98,36	91,95
	<i>Demer</i>	92,86	92,86	85,71	66,66	92,86	68,42

Tabel 20: Overall accuracy en Kappa coëfficiënt, WVCMI - NDVI

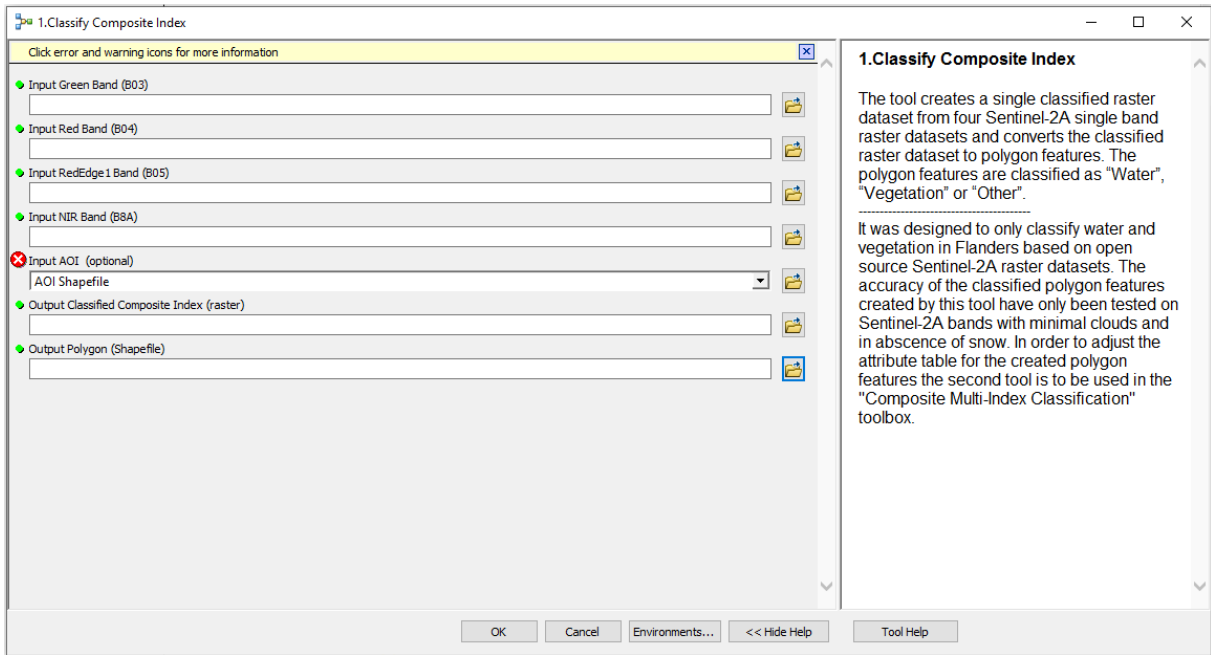
	WVCMI		NDVI - Resolutie 10 m		NDVI - Resolutie 20 m	
	Overall Accuracy (%)	Kappa (%)	Overall Accuracy (%)	Kappa (%)	Overall Accuracy (%)	Kappa (%)
<i>Brecht</i>	98,33	97,50	74,44	61,67	65,56	48,33
<i>Diepenbeek</i>	98,88	98,33	79,44	69,17	79,44	69,17
<i>Gent</i>	100,00	100,00	87,78	81,67	84,44	76,67
<i>Knokke-Heist</i>	100,00	100,00	96,69	95,03	95,03	92,54
<i>Kortrijk</i>	98,88	98,33	68,72	52,71	64,44	46,15
<i>Rotselaar</i>	96,67	95,00	64,44	47,02	62,78	44,48
<i>Stedelijk</i>	96,67	87,93	96,25	85,74	91,53	67,05
<i>Demer</i>	95,32	69,73	93,60	58,94	93,96	61,81
<i>Totaal</i>	98,09	93,35	82,67	68,99	79,65	63,28
<i>Totaal zonder Demer</i>	98,49	96,73	81,11	70,43	77,60	63,48

6.10 Automatische classificatietool

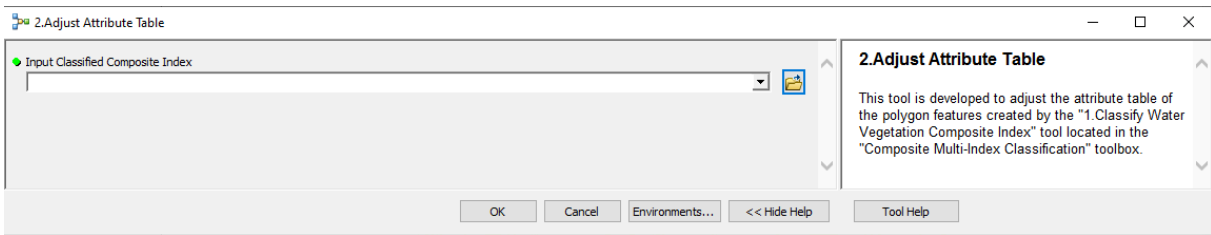
Tenslotte werd op basis van Python een volledig automatisch script voor ArcGIS gemaakt, waarbij een gebruiker de benodigde banden invoert (zie Figuur 30). ArcGIS doorloopt de *tool* en de gebruiker verkrijgt een weergave waar “Water”, “Vegetatie” en “Andere” gelegen is. Belangrijk bij gebruik hiervan is dat de *tool* zodanig werd ontworpen dat de map “0.Masterproef_Classificatie_Toolbox” zich op de C-schijf van de computer bevindt en het gebied dat geclassificeerd moet worden, geopend moet zijn in ArcGIS.

De *tool* bestaat uit twee functies. De eerste functie voert een classificatie uit over het benodigde gebied. De tweede functie (zie Figuur 31 en Figuur 32) zal de *Attribute-table* aanpassen. De kolom (*field*) met de oppervlakten wordt hierdoor ingevuld, de klassen “Water”, “Vegetatie” en “Andere” worden benoemd in de kolom *Class* en de overbodige kolommen worden verwijderd.

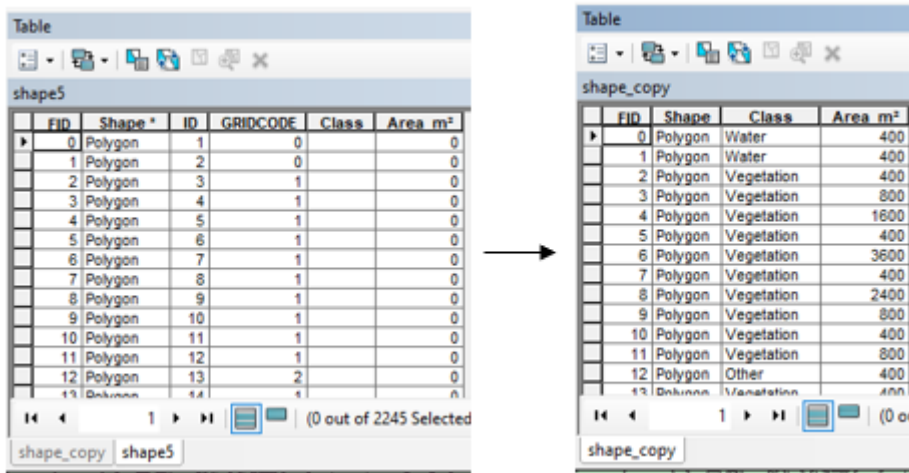
De handleiding en script van de twee functies worden weergegeven in Bijlage 2, Bijlage 3, Bijlage 4 en Bijlage 5.



Figuur 30: Venster - Classify Composite Index



Figuur 31: Venster - Adjust Attribute Table



Figuur 32: Respectievelijk voor en na gebruik van Adjust Attribute Table tool

7 Discussie en conclusie

Reeds verschillende goede methoden bestaan voor het detecteren van waterlichamen en vegetatie. Verbeteringen zijn echter mogelijk om deze nauwkeuriger te maken. Vele indexen zijn gebaseerd op beelden van oudere satellieten met een grotere ruimtelijke resolutie, waardoor kleinere landoppervlaktekenmerken of contouren van grotere oppervlaktes niet juist worden weergegeven. De temporele resolutie is eveneens lager bij de meeste oudere satellieten. Een zo nauwkeurig mogelijke classificatie van landgebruik is van essentieel belang voor het correct in kaart brengen van het landgebruik in data-arme gebieden op basis van open-source satellietbeelden. In deze studie zijn beelden gebruikt die gemaakt zijn door de nog vrij nieuwe Sentinel-2 satelliet. De Sentinel-2 verstrekt multispectrale beelden met een betere ruimtelijke, radiometrische en temporele resolutie. De *open-source* satellietbeelden zijn ook voorzien van een wijder gamma banden. In combinatie met de in deze studie ontwikkelde geautomatiseerde *tool* maakt dat het verwerken van de satellietbeelden tot landgebruiksclassificatiekaarten een veel gebruiksvriendelijker en minder arbeidsintensief proces.

Oppervlakken die kleiner waren dan de helft van de pixelgrootte werden niet gedetecteerd. De *overall accuracy* van de nieuw ontwikkelde WVCMI is significant beter indien gebruik gemaakt wordt van de SVM-classificatiemethode in vergelijking tot de NDVI. De kans bestaat dat wanneer voor een specifiek onderzoeksgebied de exacte *thresholds* voor een index zoals NDVI worden bepaald deze nog nauwkeuriger resultaten zou kunnen opleveren. Dit dient nog verder onderzocht te worden.

Een GIS is een ideaal hulpmiddel om satellietbeelden te bewerken en “Water” en “Vegetatie” te detecteren. De beelden kunnen vervolgens geclassificeerd en in kaart gebracht worden. Door de *spatial analyst* extensie en de nieuw ontwikkelde *Composite Multi-Index Classification toolbox*, die in ArcGIS geïntegreerd zijn, kunnen de verschillende stappen van het verwerkingsproces automatisch worden doorlopen. Hierbij dient opgemerkt te worden dat de nauwkeurigheid van de *toolbox* afhankelijk is van de *.ecd-file*.

Deze masterproef is een goed startpunt, maar biedt nog geen definitieve oplossing. Het onderzoek is gebaseerd op satellietbeelden genomen in de meest optimale omstandigheden. De satellietbeelden zijn genomen door Sentinel-2A in de zomer 2019 met een wolkenpercentage lager dan 2,56%. In de masterproef werden vele test-pixels gedefinieerd met bijhorende klasse over heel Vlaanderen. Aangezien de reflectiecurves vergelijkbaar waren, zou de WVCMI met de *tool* dus eveneens van toepassing kunnen zijn in data-arme gebieden. Indien de *tool* in data-arme gebieden toch niet de nauwkeurigheid zou behalen, kan dit opgelost worden door ofwel toevoeging van test-pixels aan de TSM ofwel door het opmaken van een nieuwe *.ecd-file* voor het gebied, waar de nauwkeurigheid niet bekomen werd. De spectrale signatuur wordt hiermee geüpdatet over het gebied. De beelden die gebruikt werden, waren gebaseerd op Vlaanderen. De studie kan verder uitgebreid worden tot het onderzoeken

van onder andere overstroomde gebieden, data-arme gebieden of in hoever de WVCMI onderscheid kan maken binnen de klasse "Water", "Vegetatie" of "Andere".

Referenties

- A. Sánchez-Espinosa, C. S. (2019). Land use and land cover mapping in wetlands one step closer to the ground: Sentinel-2 versus Landsat 8. *Journal of Environmental Management*, 484-498.
- A., G. A., Viña, A., Ciganda, V., Rundquist, D. C., & Arkebauer, T. J. (2005). Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophys. Res. Lett.*
- Alemu, M. M. (2016). *Automated Farm Field Delineation From Satellite Images*. Enschede, The Netherlands: University of Twente.
- Antrop, M. (2007). Reflecting upon 25 years of landscape ecology. *Landscape Ecology*, 1441–1443.
- Arekhi, M., Goksel, C., Sanli, F. B., & Senel, G. (2019). Comparative Evaluation of the Spectral and Spatial Consistency of Sentinel-2 and Landsat-8 OLI Data for Igneada Longos Forest. *MDPI*, 13.
- Ben-Dor, E., Patkin, K., Banin, A., & Karnieli, A. (2002). Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data. A case study over clayey soils in Israel. *Int. J. Remote Sens.*, 1043–1062.
- Bontemps, S., Arias, M., Cara, C., Dedieu, G., Guzzonato, E., Hagolle, O., . . . Defourny, P. (2015). Building a Data Set over 12 Globally Distributed Sites to Support the Development of Agriculture Monitoring Applications with Sentinel-2. *MDPI*, 16062-16090.
- Carleer, A. P., Debeir, O., & Wolff, E. (2005). Assessment of Very High Spatial Resolution Satellite Image Segmentations. *American Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, 1285-1294.
- Chen, B., Qiu, F., Wu, B., & Du, H. (2015). Image Segmentation Based on Constrained Spectral Variance Difference and Edge Penalty. *MDPI*, 5980-6004.
- Chen, D. Y., Huang, J. F., & Jackson, T. J. (2005). Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near- and short-wave infrared bands. *Remote Sensing of Environment*, 225–236.
- Cho, M., & Skidmore, A. (2006). A new technique for extracting the red edge position from hyperspectral data: The linear extrapolation method. *Remote Sensing of Environment*, 181-193.
- Chowdary, V., Vinu Chandran, R., Neeti, N., Bothale, R., Srivastava, Y., Ingle, P., . . . al., e. (2008). Assessment of surface and sub-surface waterlogged areas in irrigation command areas of Bihar state using remote sensing and GIS. *Agr. Water Manag.*, 754-766.
- Clevers, J., & et al. (2002). Derivation of the red edge index using the MERIS standard band setting. *Int. J. Remote Sens.*, 3169–3184.

- Collins, W. (1978). Remote Sensing of crop type and maturity. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 43-55.
- CRISP. (2001). *Spaceborn Remote Sensing*. Retrieved from Centre for Remote Imaging, Sensing & Processing: <https://crisp.nus.edu.sg/~research/tutorial/spacebrn.htm>
- Curran, P. (1989). Remote sensing of foliar chemistry. *Remote Sensing of Environment*, 271-278.
- Daughtry, C., Serbin, G., Reeves, J., Doraiswamy, P., & Hunt, E. (2010). Spectral Reflectance of Wheat Residue during Decomposition and Remotely Sensed Estimates of Residue Cover. *Remote Sens.*, 416–431.
- Dawson, T., & Curran, P. (1998). A new technique for interpolating the reflectance red edge position . *International Journal of Remote Sensing*, 2133-2139.
- Delegido, J., Verrelst, J., Alonso, L., & Moreno, J. (2011). Evaluation of Sentinel-2 Red-Edge Bands for Empirical Estimation of Green LAI and Chlorophyll Content. *Sensors*, 7063–7081.
- Deruyter, G. (2018). *Cursus 3D Data*. Gent: Universiteit Gent.
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., . . . Bargellini, P. (2012). Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Elsevier*, 25-36.
- Du, Y., Zhang, Y., Ling, F., Wang, Q., Li, W., & Li, X. (2016). Water Bodies' Mapping from Sentinel-2 Imagery with Modified Normalized Difference Water Index at 10-m Spatial Resolution Produced by Sharpening the SWIR Band. *Remote Sensing*, 354.
- Du, Z., Li, W., Zhou, D., Tian, L., Ling, F., Wang, H., . . . Sun, B. (2014). Analysis of Landsat-8 OLI imagery for land surface water mapping . *Remote Sensing*, 672–681.
- Environmental Protection Agency. (2005). *Wetland Mapping and Classification Methodology, Overall Framework, A Method to Provide Baseline Mapping and Classification for Wetlands in Queensland*. Queensland Australia: Queensland Government: Brisbane.
- EOS. (2019, mei 12). *Sentinel-2*. Retrieved from Earth Observing System Listening to the pulse of the planet: <https://eos.com/sentinel-2/>
- ESA. (2019, mei 4). *Copernicus - Overview*. Retrieved from ESA: https://m.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Overview4
- ESA. (2019, mei 5). *Sentinel-2 Missions*. Retrieved from ESA: <https://earth.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2>
- ESA. (2019, mei 5). *Sentinel-2 MSI Technical Guide*. Retrieved from ESA: <https://earth.esa.int/web/sentinel/technical-guides/sentinel-2-msi>

- ESA. (2019, mei 12). *User Guides*. Retrieved from ESA: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides>
- ESA. (2019, mei 18). *Wat is remote sensing?* Retrieved from ESA eduspace: http://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_NL/SEM7YBE3GXF_0.html
- Esfahani, A. G. (2014). *DELINEATION OF ARGICULTURAL FIELD BOUNDARIES USING RANDOM SETS*. Enschede, The Netherlands: University of Twente.
- Eskandari, I., Navid, H., & Rangzan, K. (2016). Evaluating spectral indices for determining conservation and conventional tillage systems in a vetch-wheat rotation. *Int. Soil Water Conserv. Res.* , 93–98.
- Ettehadi, P. &. (2019). Separating Built-Up Areas from Bare Land in Mediterranean Cities Using Sentinel-2A Imagery. *Remote Sensing*, 345.
- Eumetrain. (2019, November 11). Retrieved from <http://www.eumetrain.org/data/3/36/navmenu.php?page=3.2.3>
- Fan, J., Yau, D. K., Elmagarmid, A. K., & Aref, W. G. (2001). Automatic image segmentation by integrating color-edge extraction and seeded region growing. *IEEE*, 1454-1466.
- Fava, F., Colombo, R., Bocchi, S., Meroni, M., Sitzia, M., Fois, N., & Zucca, C. (2009). Identification of hyperspectral vegetation indices for Mediterranean pasture characterization. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 233-243.
- Flood, N. (2017). Comparing Sentinel-2A and Landsat 7 and 8 Using Surface Reflectance over Australia. *Remote Sens*, 9.
- Forkuor, G., Serme, I., Dimobe, K., & Tondoh, J. E. (2017). Landsat-8 vs. Sentinel-2: examining the added value of sentinel-2's red-edge bands to land-use and land-cover mapping in Burkina Faso. *ResearchGate*, 26.
- Frampton, W., Dash, J., Watmough, G., & Milton, E. (2013). Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 83–92.
- Gamon J. A. et al. (1995). Relationships between NDVI, canopy structure, and photosynthesis in 3 Californian vegetation types. *Ecol. Appl.*, 28–41.
- Gao, B. C. (1996). NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 257–266.
- Gao, Y., Waler, J. P., Allahmoradi, M., Moneris, A., Ryu, D., & Jackson, T. J. (2015). Optical sensing of vegetation water content: a synthesis study. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 1456–1464.

- Ginis, V. (2017, november 8). *Hoe licht ons leven dag en nacht beïnvloedt*. Retrieved from Wetenschap in en uit Brussel: <https://www.wtnschp.be/wetenschap/technologie/hoe-licht-ons-leven-dag-en-nacht-beinvloedt/>
- Gitelson, A. A., & Merzlyak, M. N. (1994). Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of aesculus Hippocastanum L. and Acer Platanoides L. leaves. Spectral features and relation to chlorophyll estimation. *J. Plant Physiol.*, 286-292.
- Gitelson, A., VIÑA, A., Ciganda, V., Rundquist, D., & Arkebauer, T. (2005). Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. *Geophysical Research Letters*.
- Github, & Sentinel-hub. (2019, November 11). Retrieved from Github.com: <https://github.com/sentinel-hub/custom-scripts/blob/master/sentinel-2/savi/script.js>
- Glenn, E., Huete, A., Nagler, P., & Nelson, S. (2008). Relationship Between Remotely-sensed Vegetation Indices, Canopy Attributes and Plant Physiological Processes: What Vegetation Indices Can and Cannot Tell Us About the Landscape. *Sensors*, 2136-2160.
- Hansen, P., & Schjoerring, J. (2003). Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression. *Remote Sens. Environ.*, 542–553.
- HEASARC. (2013, mei). *The Electromagnetic Spectrum*. Retrieved from Imagine The Universe!: <https://imagine.gsfc.nasa.gov/science/toolbox/emspectrum1.html>
- Herold, M., Gardner, M., & Roberts, D. (2003). Spectral resolution requirements for mapping urban areas. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* , 1907–1919.
- Hill, M. (2013). Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: an analysis with simulated Sentinel 2 data for a North American transect. *Remote Sensing of Environment* , 94-111.
- Horler, D., Dockray, M., & Barber, J. (1983). The red edge of plant leaf reflectance. *International Journal Remote Sensing*, 273–288.
- Horler, D., Dockray, M., Barber, J., & Barringer, A. (1983). Red edge measurements for remotely sensing plant chlorophyll content. *Advances in Space Research*, 273-277.
- Huete, A. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sens. Environ.* , 295–309.
- Indexdatabase. (2019, November 11). *indexdatabase*. Retrieved from https://www.indexdatabase.de/db/si-single.php?sensor_id=96&rsindex_id=56
- Inglada, J., Arias, M., Tardy, B., Hagolle, O., Valero, S., Morin, D., . . . Koetz, B. (2015). Assessment of an Operational System for Crop Type Map Production Using High Temporal and Spatial Resolution Satellite Optical Imagery. *MDPI*, 12356-12379.

- Isa, I. S., Sulaiman, S. N., & Mustapha, M. (2016). The Automated Segmentation Techniques of T2-Weighted MRI Images Using K-means Clustering and Otsu-Based Thresholding Method. *Jurnal Teknologi*, 6, nr. 4, 41-48.
- J. Delegido, J. V. (2013). A red-edge spectral index for remote sensing estimation of green LAI over agroecosystems. *Eur. J. Agronomy*, 42–52.
- Jackson, T., Chen, D. Y., Cosh, M., Li, F. Q., Anderson, M., Walthall, C., . . . Hunt, E. R. (2004). Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sensing of Environment*, 475-482.
- Japan Association of Remote Sensing. (2010, maart). *Uitgaven*. Retrieved from JARS: http://www.jars1974.net/pdf/03_Chapter02.pdf
- Jia, K., Wei, X., Gu, X., Yao, Y., Xie, X., & Li, B. (2014). Land cover classification using Landsat 8 Operational Land Imager data in Beijing, China. *Geocarto Int.* , 941–951.
- Kittler, J., & Illingworth, J. (1985). Minimum Error Thresholding. *Pattern recognition, Vol 9, nr. 1*, 41-47.
- Knockaert, C. (2019, augustus 08). *Remote sensing*. Retrieved from Vlaams Instituut voor de Zee: http://www.vliz.be/wiki/Remote_sensing
- Lebourgeois, V., Dupuy, S., Vintrou, E., Ameline, M., Butler, S., & Bégué, A. (2017). A Combined Random Forest and OBIA Classification Scheme for Mapping Smallholder Agriculture at Different Nomenclature Levels Using Multisource Data (Simulated Sentinel-2 Time Series, VHRS and DEM). *MDPI*, 1-20.
- Lefebvre, A., Sannier, C., & Corpetti, T. (2016). Monitoring Urban Areas with Sentinel-2A Data: Application to the Update of the Copernicus High Resolution Layer Imperviousness Degree. *Remote Sens*, 8.
- Lessio, A., Fissore, V., & Borgogno Mondino, E. (2017). Preliminary Tests and Results Concerning Integration of Sentinel-2 and Landsat-8 OLI for Crop Monitoring. *MDPI*, 16.
- Li, W., Chang, Q., Li, F., Yan, L., Huang, Y., Wang, Q., & Luo, L. (2019). Effects of Growth Stage Development on Paddy Rice Leaf Area Index Prediction Models. *Remote Sensing*, 361.
- Li, W., Du, Z., Ling, F., Zhou, D., Wang, H., Gui, Y., . . . Zhang, X. (2013). A comparison of land surface water mapping using the normalized difference water index from TM, ETM plus and ALI. *Remote Sensing*, 5530–5549.
- Li, Z., Xu, D., & Guo, X. (2014). Remote Sensing of Ecosystem Health: Opportunities, Challenges, and Future Perspectives. *Sensors*, 21117-21139.

- Long, J., Shelhamer, E., & Darrell, T. (2015). Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. *CVPR*, 3431-3440.
- Lu, D., Mausel, P., Batistella, M., & Moran, E. (2005). Land-cover binary change detection methods for use in the moist tropical region of the Amazon: A comparative study. *Int. J. Remote Sens.*, 101–114.
- Lunetta, R. S., Shao, Y., Ediriwickrema, J., & Lyon, J. G. (2010). Monitoring agricultural cropping patterns across the Laurentian Great Lakes Basin using MODIS-NDVI data. *Elsevier*, 81-88.
- M. Burke, D. L. (2017). Satellite-based assessment of yield variation and its determinants in small holder African systems. *Proc. Natl. Acad. Sci.*, 2189-2194.
- Makkar, H., & Pundir, A. (2014). Image Analysis Using Improved Otsu's Thresholding Method. *Researchgate*, 2122-2126.
- Mandanici, E., & Bitelli, G. (2016). Preliminary Comparison of Sentinel-2 and Landsat 8 Imagery for a Combined Use. *MDPI*, 10.
- Masek, J. G. (2019, mei 16). *Landsat 8*. Retrieved from Landsat Science: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/spacecraft/>
- Masek, J., Lindsay, F., & Goward, S. (2000). Dynamics of urban growth in the Washington DC metropolitan area, 1973–1996, from Landsat observations. *International Journal of Remote Sensing*, 3473–3486.
- McFeeters, S. (2013). Using the Normalized Difference Water Index (NDWI) within a Geographic Information System to Detect Swimming Pools for Mosquito Abatement: A Practical Approach. *Remote Sensing*, 3544-3561.
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *Remote Sensing*, 1425-1432.
- Meyer, L. H., Heurich, M., Beudert, B., Premier, J., & Pflugmacher, D. (2019). Comparison of Landsat-8 and Sentinel-2 Data for Estimation of Leaf Area Index in Temperate Forests. *MDPI*, 16.
- Mróz, M., & Sobieraj-Żłobińska, A. (2004). Comparison of several vegetation indices calculated on the basis of a seasonal SPOT XS time series, and their suitability for land cover and agricultural crop identification. *Tech. Sci.*, 39-66.
- Mueller, M., Segl, K., & Kaufmann, H. (2004). Edge- and region-based segmentation technique for the extraction of large, man-made objects in high-resolution satellite imagery. *Elsevier*, 1619-1628.
- Mukesh, S. B. (2016, juli 7). *What number of points in field for classify accuracy do I need?* Retrieved from ResearchGate: https://www.researchgate.net/profile/Mukesh_Boori

- Murray, N., Phinn, S., Clemens, R., Roelfsema, C., & Fuller, R. (2012). Continental scale mapping of tidal flats across East Asia using the Landsat archive. *Remote Sensing*, 3417–3426.
- Mutanga, O., & Skidmore, A. (2007). Red edge shift and biochemical content in grass canopies. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 34-42.
- Myint, S., Gober, P., Brazel, A., Grossman-Clarke, S., & Weng, Q. (2011). Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. *Remote Sens. Environ.*, 1145–1161.
- Natural Resources Canada. (2013, november 18). *Image Classification and Analysis*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9361>
- Natural Resources Canada. (2015a, november 30). *Data Integration and Analysis*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9347>
- Natural Resources Canada. (2015b, november 25). *Digital Image Processing*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9279>
- Natural Resources Canada. (2015c, november 23). *Educational Resources - Applications*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9381>
- Natural Resources Canada. (2015d, november 19). *Elements of Visual Interpretation*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9291>
- Natural Resources Canada. (2015e, november 19). *Fundamentals of Remote Sensing - Introduction*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9363>
- Natural Resources Canada. (2015f, november 20). *Image interpretation & analysis*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9303>
- Natural Resources Canada. (2015g, november 23). *Image Transformations*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9377>

- Natural Resources Canada. (2015h, november 19). *Passive vs. Active Sensing*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/14639>
- Natural Resources Canada. (2015i, november 18). *Radiation - Target Interactions*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/14637>
- Natural Resources Canada. (2016, 03 02). *Interactions with the Atmosphere*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/14635>
- Natural Resources Canada. (2016, augustus 17). *Tutorial: Fundamentals of Remote Sensing*. Retrieved from Natural Resources Canada: <https://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/geomatics/satellite-imagery-air-photos/satellite-imagery-products/educational-resources/9309>
- Nedkov, R. (2017). NORMALIZED DIFFERENTIAL GREENNESS INDEX FOR VEGETATION DYNAMICS ASSESSMENT. *ResearchGate*, 1143-1146.
- Pal, M., & Antil, K. (2017). COMPARISON OF LANDSAT 8 AND SENTINEL 2 DATA FOR ACCURATE MAPPING OF BUILT-UP AREA AND BARE SOIL. *ResearchGate*, 4.
- Panigrahy, S., Murthy, T., Patel, J., & Singh, T. (2012). Wetlands of India: Inventory and assessment at 1:50,000 scale using geospatial techniques. *Curr. Sci.*, 852–856.
- Piette, T. (2018). Semiautomatische detectie van overstromingsgebieden aan de hand van historische satellietbeelden. *Masterproef*, 135.
- Pittman, K., Hansen, M. C., Becker-Reshef, I., Potapov, P. V., & Justice, C. O. (2010). Estimating Global Cropland Extent with Multi-year MODIS Data. *MDPI*, 1844-1863.
- Radoux, J., Chome, G., Jacques, D., Waldner, F., Bellemans, N., Matton, N., & Defourny, P. (2016). Sentinel-2's potential for sub-pixel landscape feature detection. *Remote Sensing*, 488.
- Ray, T. (2006). Vegetation in remote sensing FAQs in ER Mapper Application. *Perth, Australia: ER Mapper Ltd.*, 85–97.
- Richter, R., & Schläpfer, D. (2007). Atmospheric/Topographic Correction for Satellite Imagery. *ATCOR*, 1-71.
- Ridd, M. (1995). Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities. *International Journal of Remote Sensing*, 2165–2185.
- Roberts, D. A., Green, R. O., & Adams, J. B. (1997). Temporal and spatial patterns in vegetation and atmospheric properties from AVIRIS. *Remote Sensing of Environment*, 223–240.

- Rouse, W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *In Proceedings of the 3rd ERTS Symposium*, (pp. 309-317). Washington DC, USA.
- Rydberg, A., & Borgefors, G. (1999). Extracting multispectral edges in satellite images over agricultural fields. *IEEE*, 786-791.
- Salman, N. (2006). Image Segmentation Based on Watershed and Edge Detection Techniques. *The International Arab Journal of Information Technology*, 104-110.
- Satellite Imaging Corporation. (2019, mei 12). *Sentinel-2A Satellite Sensor (10m)*. Retrieved from Satellite Imaging Corporation: <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/other-satellite-sensors/sentinel-2a/>
- Schultz, B., Immitzer, M., Formaggio, A. R., Sanches, I. D., Luiz, A. J., & Atzberger, C. (2015). Self-Guided Segmentation and Classification of Multi-Temporal Landsat 8 Images for Crop Type Mapping in Southeastern Brazil. *MDPI*, 14482-14508.
- Schuster, C., Förster, M., & Kleinschmit, B. (2012). Testing the red edge channel for improving land-use classifications based on high-resolution multi-spectral satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 5583-5599.
- Sentinel-hub. (2019, november 11). *NDWI normalized difference water index*. Retrieved from Sentinel-hub: <https://www.sentinel-hub.com/eoproducts/ndwi-normalized-difference-water-index>
- Sentinel-hub. (2019, november 11). *Sentinel2EOproducts*. Retrieved from Sentinel-hub: https://www.sentinel-hub.com/develop/documentation/eo_products/Sentinel2EOproducts
- Shrivakshan, G. T., & Chandrasekar, C. (2012). A comparison of various edge detection techniques used in image processing. *IJCSI*, 269-276.
- Singh, K., Setia, R., Sahoo, S., Prasad, A., & Pateriya, B. (2015). Evaluation of NDWI and MNDWI for assessment of waterlogging by integrating digital elevation model and groundwater level. *Geocarto Int.*, 650–661.
- Smith, K. L., Steven, M. D., & Collins, J. J. (2004). Use of hyperspectral derivative ratios in the rededge region to identify plant stress responses to gas leaks. *Remote Sensing of Environment*, 207-217.
- Souza, A. A., Galvao, L. S., & R., S. J. (2010). Relationships between Hyperion-derived vegetation indices, biophysical parameters, and elevation data in a Brazilian savannah environment. *Remote Sensing Letters*, 55 - 64.
- Spaceflight 101. (2019, mei 4). *Sentinel Satellites*. Retrieved from Spaceflight 101: <http://spaceflight101.com/copernicus/sentinel-satellites/>

- Sykas, D. (2019, November 11). *Spectral Indices with multispectral satellite data*. Retrieved from Geo University: <https://www.geo.university/pages/spectral-indices-with-multispectral-satellite-data>
- T. Zhang, J. S. (2017). Band Selection in Sentinel-2 Satellite for Agriculture Applications. *International Conference on Automation and Computing* (pp. 1-6). Hddersfield: IEEE.
- Tucker, C. (1980). Remote sensing of leaf water content in near infrared. *Remote Sensing of Environment*, 23-32.
- Turker, M., & Kok, E. H. (2013). Field-based sub-boundary extraction from remote sensing imagery using perceptual grouping. *Elsevier*, 106-121.
- USGS. (2019, mei 1). *Landsat 8*. Retrieved from USGS science for a changing world: https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat/landsat-8?qt-science_support_page_related_con=0#qt-science_support_page_related_con
- USGS. (2019, mei 1). *Landsat Missions*. Retrieved from USGS science for a changing world: https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat/landsat-satellite-missions?qt-science_support_page_related_con=2#qt-science_support_page_related_con
- Vala, H. J., & Baxi, A. (2013). A Review on Otsu Image Segmentation Algorithm. *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology*, 2, nr. 2, 397-389.
- Van der Werff, H., & Van der Meer, F. (2015). Sentinel-2 for Mapping Iron Absorption Feature Parameters. *Remote Sens*, 12635-12653.
- Van Deventer, A., Ward, A., Gowda, P., & Lyon, J. (1997). Using Thematic Mapper Data to Identify Contrasting Soil Plains and Tillage Practices. *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 87-93.
- Vapnik, V. (1998). Statistical Learning Theory. *John Wiley and Sons*.
- Vigneshwaran, S., & Kumar, S. (2018). Extraction of built-up area using high resolution sentinel-2a and google satellite imagery. *ISPRS - international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*.
- Viña, A., Gitelson, A. A., Nguy-Robertson, A. L., & Peng, Y. (2011). Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops. *Remote Sens. Environ.*, 3468-3478.
- Vlaams Instituut voor de Zee. (2018, november 10). *Remote Sensing*. Retrieved from Vlaams Instituut voor de Zee, Platform voor Marien Onderzoek: http://www.vliz.be/wiki/Remote_sensing
- Vlaamse Overheid - Departement Omgeving - Afdeling Vlaams Planbureau voor Omgeving. (2013, juli 1). *Landgebruik - Vlaanderen - 2013*. Retrieved from Geopunt.be: <http://www.geopunt.be/catalogus/datasetfolder/321bfa63-9b04-479f-8faf-49a9f0dee353>

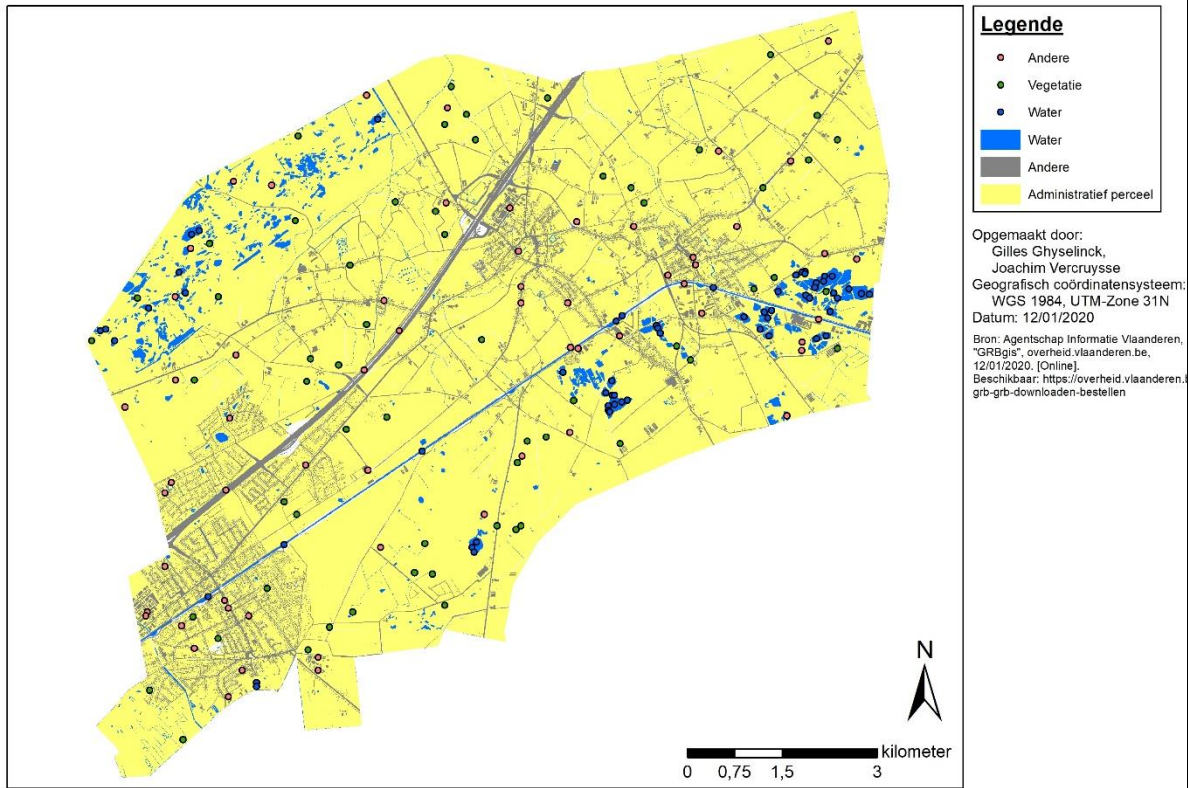
- Wardlow, B. D., Egbert, S. L., & Kastens, J. H. (2007). Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U.S. Central Great Plains. *Elsevier*, 290-310.
- Watkins, B., & van Niekerk, A. (2019). A comparison of object-based image analysis approaches for field boundary delineation using multi-temporal Sentinel-2 imagery. *Elsevier*, 294-302.
- Wilson, E., & Sader, S. (2002). Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment*, 385–396.
- Wu, C., & Murray, A. (2003). Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. *Remote Sensing of Environment*, 493–505.
- Wuest, B., & Zhang, Y. (2009). Region based segmentation of QuickBird multispectral imagery through band ratios and fuzzy comparison. *Elsevier*, 55-64.
- Xie, Q.-y., Dash, J., Huang, W., Peng, D., Qin, Q., Mortimer, H., . . . Ye, H. (2018). Vegetation Indices Combining the Red and Red-Edge Spectral Information for Leaf Area Index Retrieval. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*.
- Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Remote Sensing*, 3025-3033.
- Xu, H. (2008). A New Index For Delineating Built Up Land Features In Satellite Imagery. *Remote Sensing*, 4269-4276.
- Xu, H., Huang, S., & Zhang, T. (2013). Built-up land mapping capabilities of the ASTER and Landsat ETM plus sensors in coastal areas of southeastern China. *Advances in Space Research*, 1437–1449.
- Yang, Y., Liu, Y., Zhou, M., Zhang, S., Zhan, W., Sun, C., & Duan, Y. (2015). Landsat8 OLI image based terrestrial water extraction from heterogeneous backgrounds using a reflectance homogenization approach. *Remote Sensing of Environment. Elsevier*, 14-32.
- Yantao, X., Nguyen, X. T., & Cheng, L. (2019). Preliminary comparative assessment of various spectral indices for built-up land derived from Landsat-8 OLI and Sentinel-2A MSI imageries. *European Journal of Remote Sensing*, 240-252.
- Yilmaz, M. T., Hunt, E. R., & Jackson, T. J. (2008). Remote sensing of vegetation water content from equivalent water thickness using satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2514–2522.
- Zha, Y., Gao, J., & Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *Int. J. Remote Sens.* , 583–594.
- Zhang, H., Roy, D., Yan, L., Li, Z., Huang, H., Vermote, E., . . . Roger, J. (2018). Characterization of Sentinel-2A and Landsat-8 top of atmosphere, surface, and nadir BRDF adjusted reflectance and NDVI differences. *Remote Sens*, 482-494.

- Zhang, T., Su, J., Liu, C., Chen, W.-H., Liu, H., & Liu, G. (2017). Band Selection in Sentinel-2 Satellite for Agriculture Applications. *ResearchGate*, 1-7.
- Zhang, Z., Liu, M., Liu, X., & Zhou, G. (2018). A New Vegetation Index Based on Multitemporal Sentinel-2 Images for Discriminating Heavy Metal Stress Levels in Rice. *MDPI*, 1-15.
- Zheng, Q., Huang, W., Cui, X., Shi, Y., & Liu, L. (2018). New Spectral Index for Detecting Wheat Yellow Rust Using Sentinel-2 Multispectral Imagery. *MDPI*, 19.

Bijlagen

Bijlage 1: Resultaten van de classificaties voor alle gemeenten

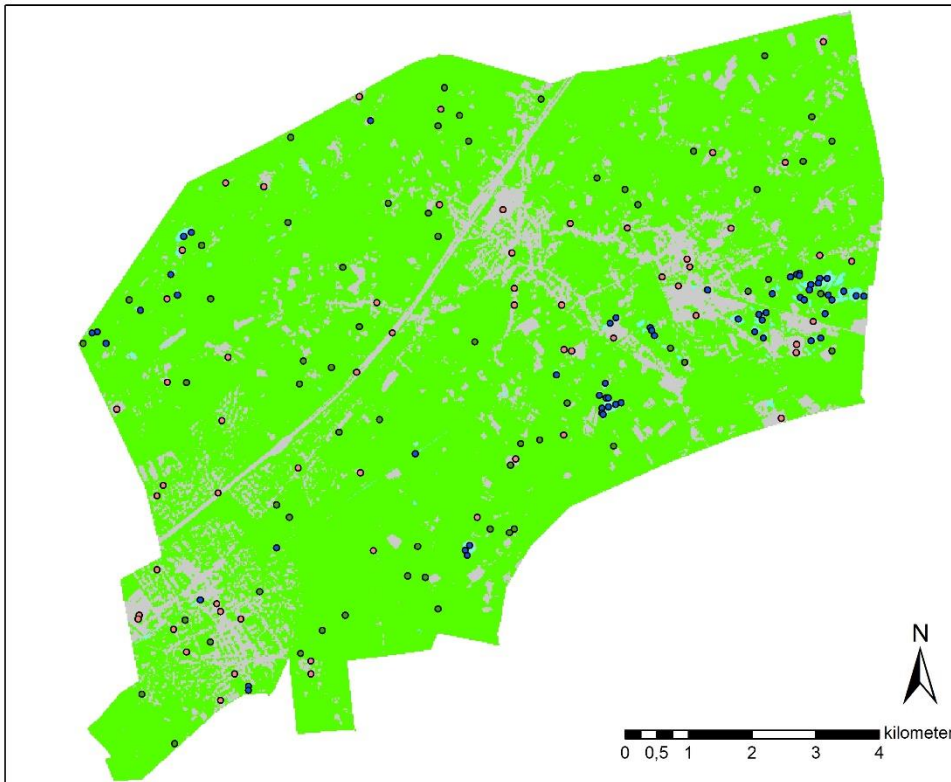
GRB-data van landelijk gebied - Brecht



Luchtfoto van landelijk gebied - Brecht



Classificatie d.m.v. WVCMI van landelijk gebied - Brecht



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

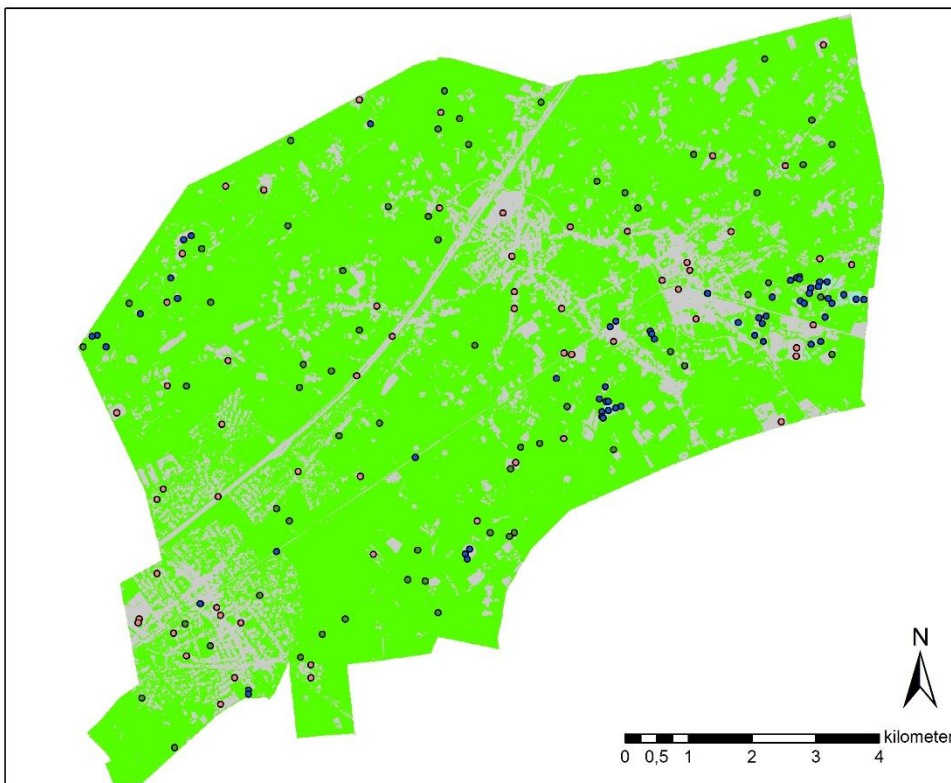
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercurryse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
schub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 10 m) van landelijk gebied - Brecht



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

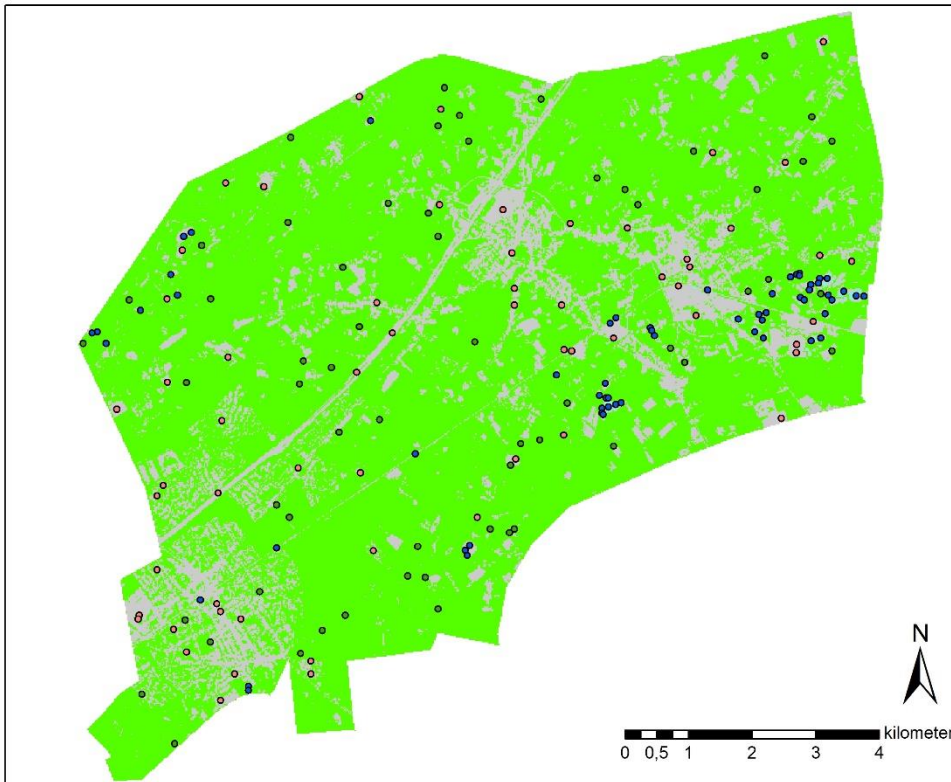
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercurryse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
schub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/dhus/#/home>

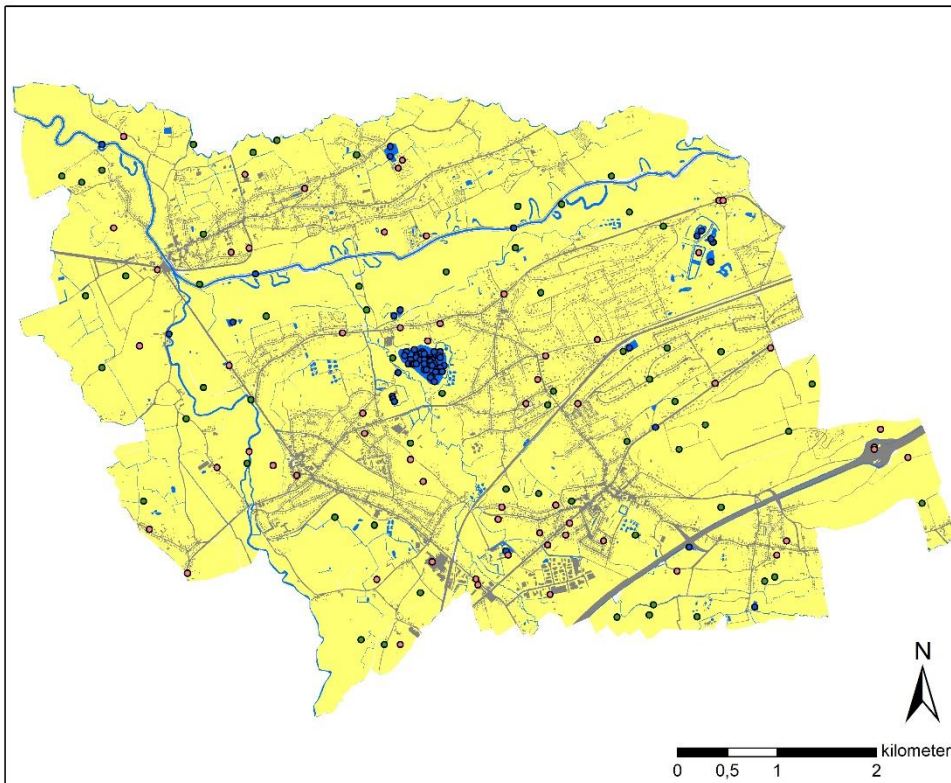
Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 20 m) van landelijk gebied - Brecht



- Legende**
- Referentiepunten**
- Andere
 - Vegetatie
 - Water
- Classificatie**
- Water
 - Vegetatie
 - Andere

Opgemaakt door:
 Gilles Ghyselincx,
 Joachim Vercurysse
 Geografisch coördinatensysteem:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub"
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
 Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

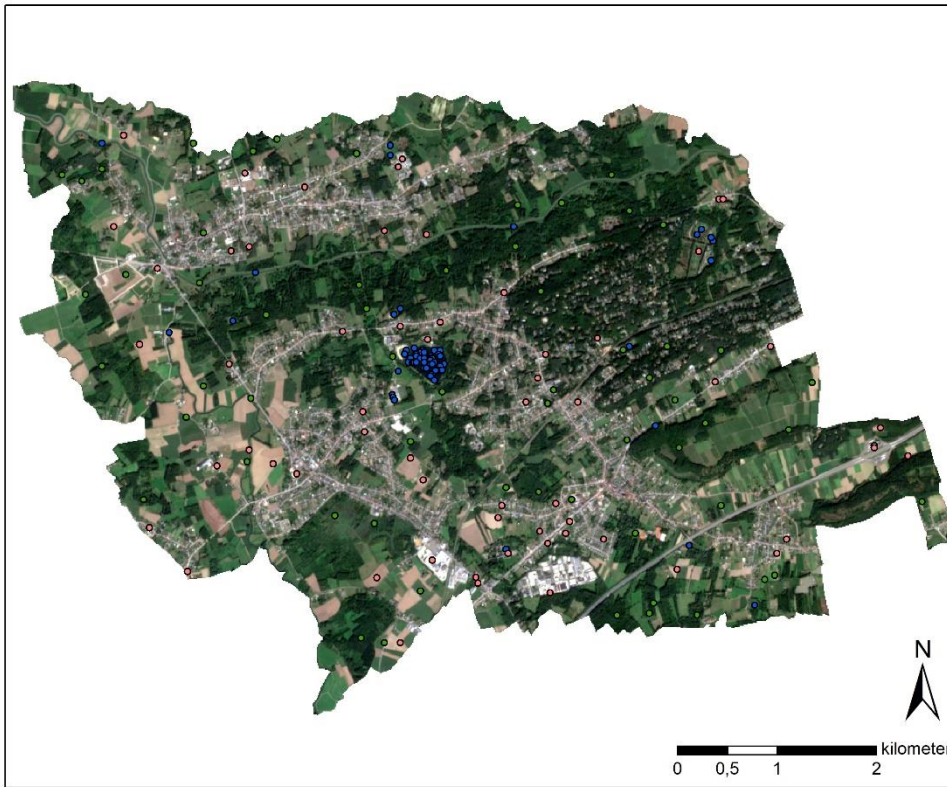
GRB-data van landelijk gebied - Rotselaar



- Legende**
- Referentiepunten**
- Andere
 - Vegetatie
 - Water
- Classificatie**
- Water
 - Andere
 - Administratief perceel

Opgemaakt door:
 Gilles Ghyselincx,
 Joachim Vercurysse
 Geografisch coördinatensysteem:
 WGS 1984, UTM-Zone 31N
 Datum: 12/01/2020
 Bron: Agentschap Informatie Vlaanderen,
 "GRBgis", overheid.vlaanderen.be,
 12/01/2020. [Online].
 Beschikbaar: <https://overheid.vlaanderen.be/grb-grb-downloaden-bestellen>

Luchtfoto van landelijk gebied - Rotselaar



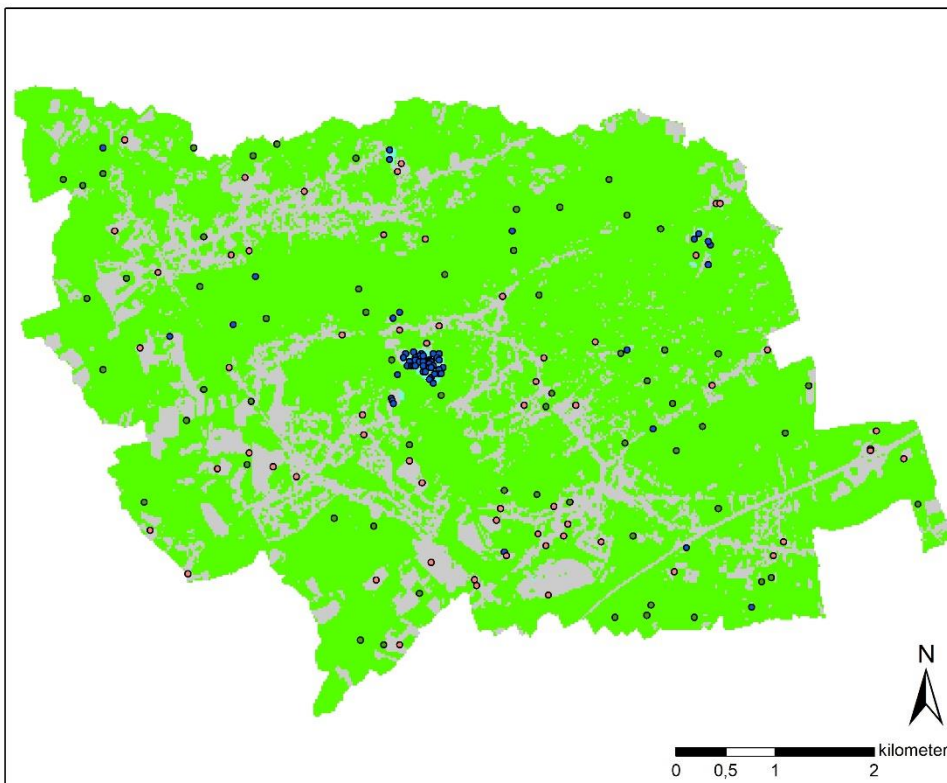
Legende

- Andere
- Vegetatie
- Water

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. WVCM van landelijk gebied - Rotselaar



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

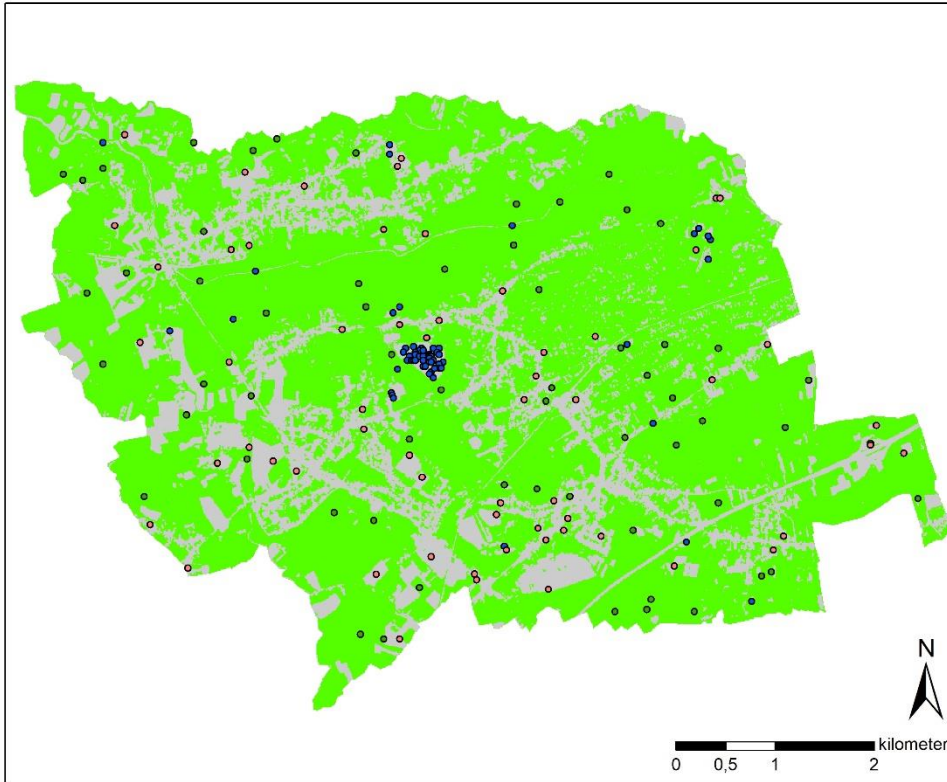
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

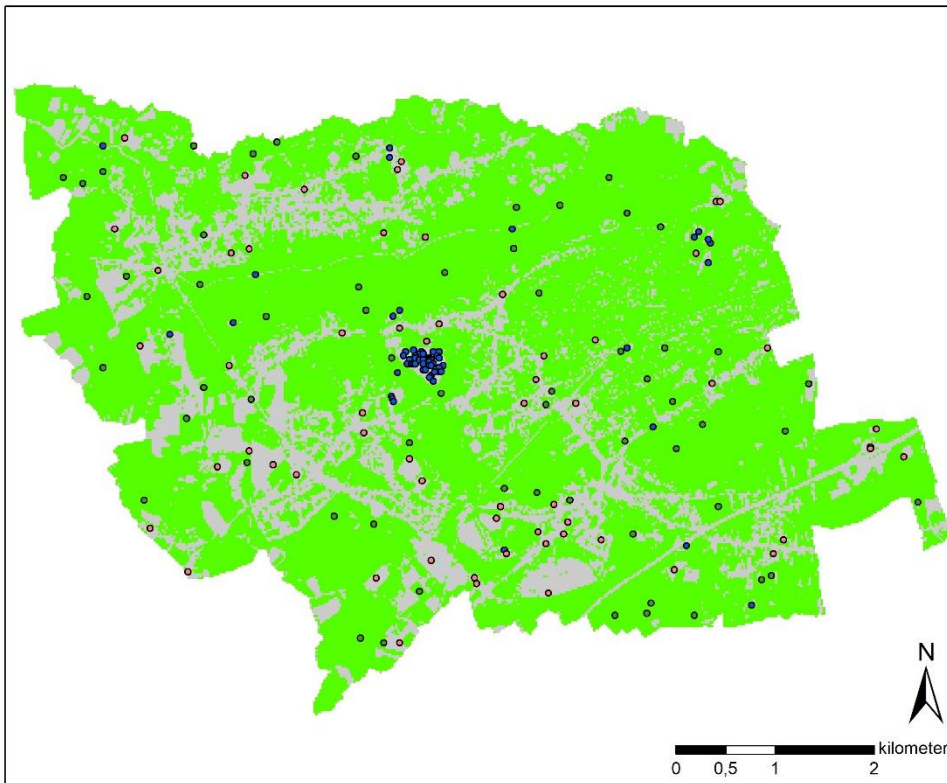
Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 10 m) van landelijk gebied - Rotselaar



Legende	
Referentiepunten	
○	Andere
●	Vegetatie
●	Water
Classificatie	
■	Water
■	Vegetatie
■	Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselinck,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020
Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
schub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/dhus/#/home>

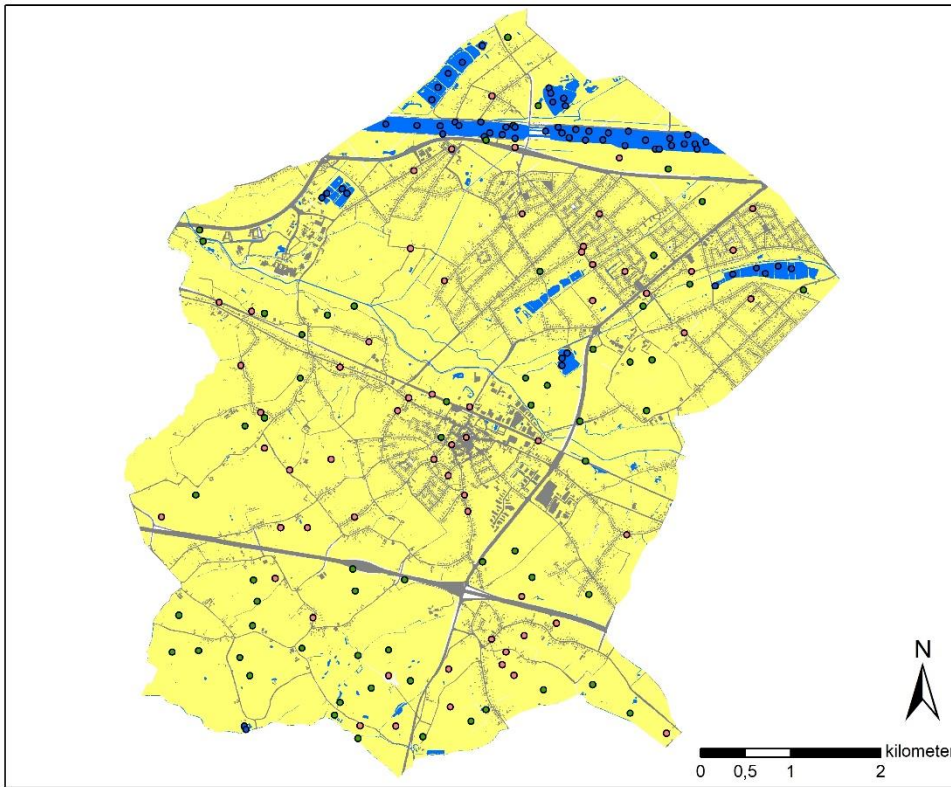
Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 20 m) van landelijk gebied - Rotselaar



Legende	
Referentiepunten	
○	Andere
●	Vegetatie
●	Water
Classificatie	
■	Water
■	Vegetatie
■	Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselinck,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020
Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
schub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/dhus/#/home>

GRB-data van gemengd gebied - Diepenbeek



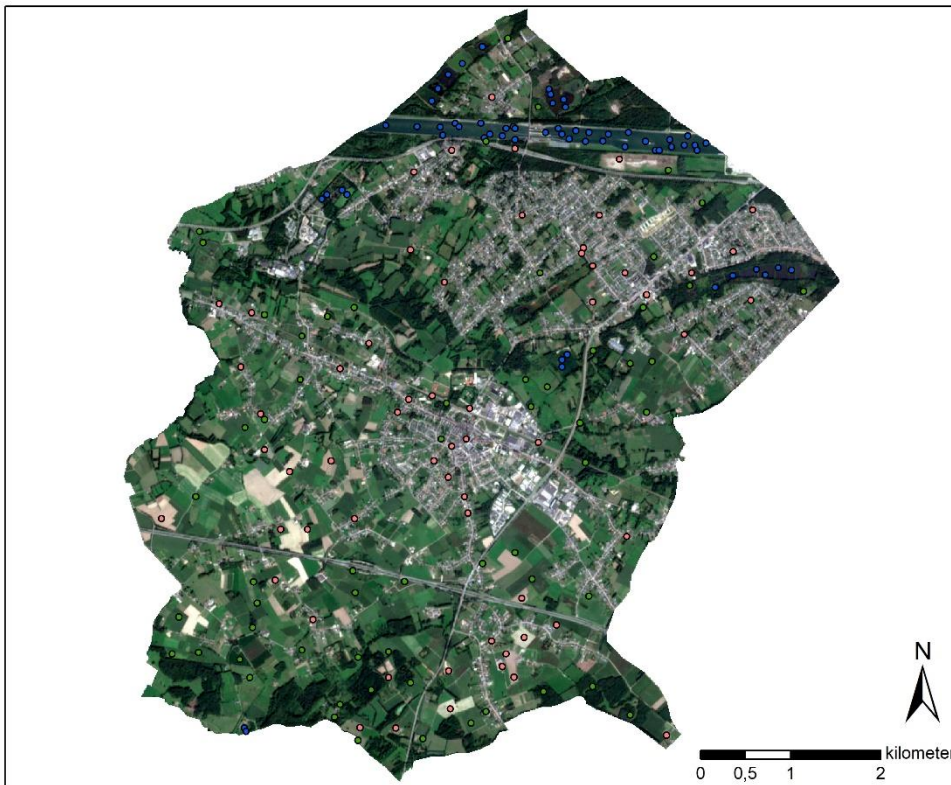
Legende

- Andere
- Vegetatie
- Water
- Water
- Andere
- Administratief perceel

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercruyssen
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: Agentschap Informatie Vlaanderen,
"GRBgis", overheid.vlaanderen.be,
12/01/2020. [Online].
Beschikbaar: <https://overheid.vlaanderen.be/grb-grb-downloaden-bestellen>

Luchtfoto van gemengd gebied - Diepenbeek



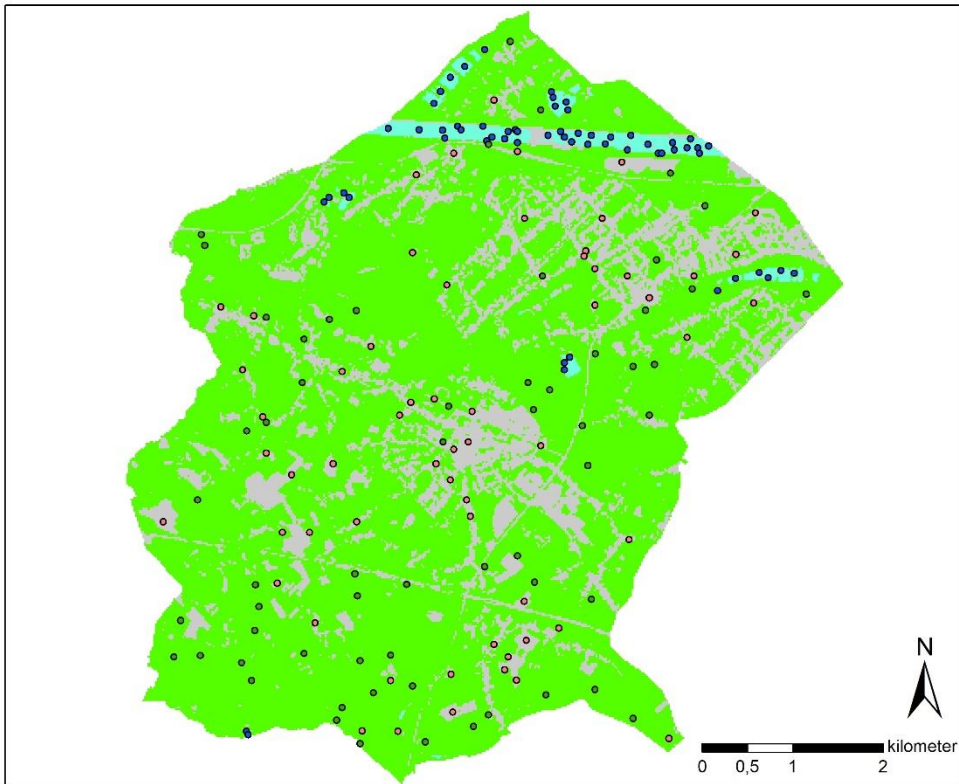
Legende

- Andere
- Vegetatie
- Water

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercruyssen
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub",
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online].
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. WVCMI van gemengd gebied - Diepenbeek



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

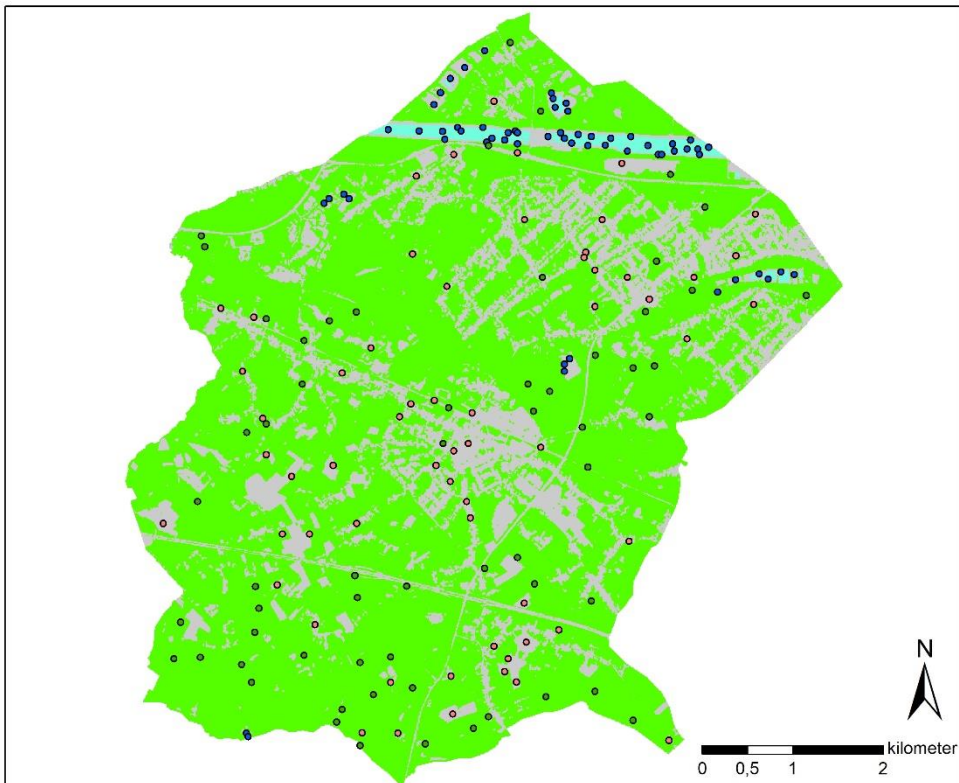
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
schub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 10 m) van gemengd gebied - Diepenbeek



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

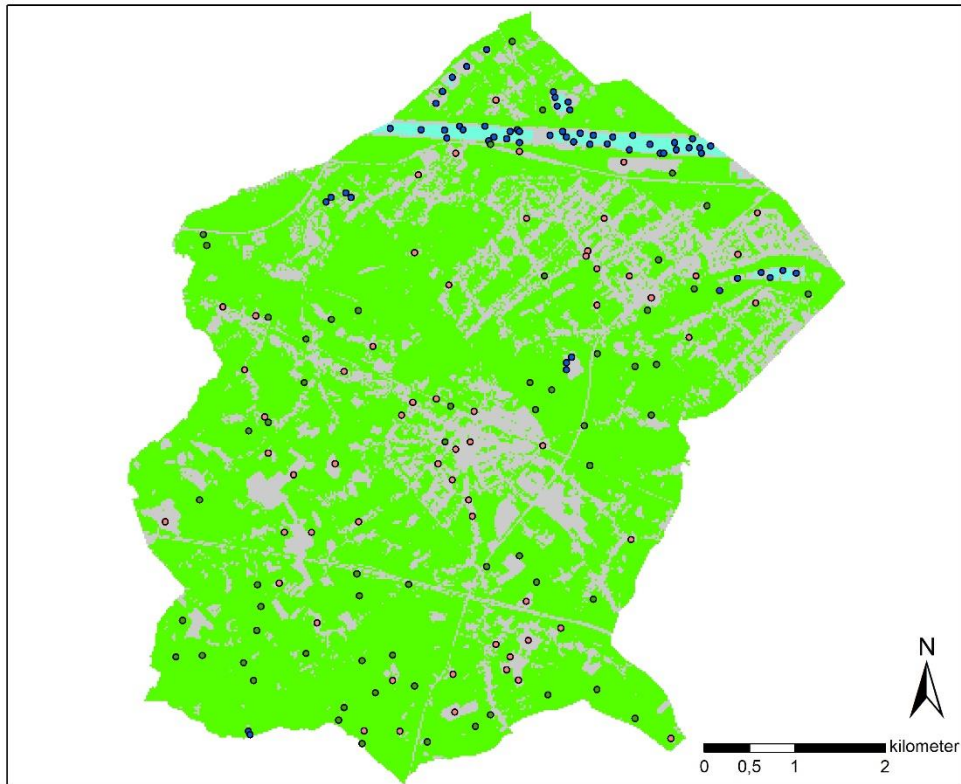
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
schub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 20 m) van gemengd gebied - Diepenbeek



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

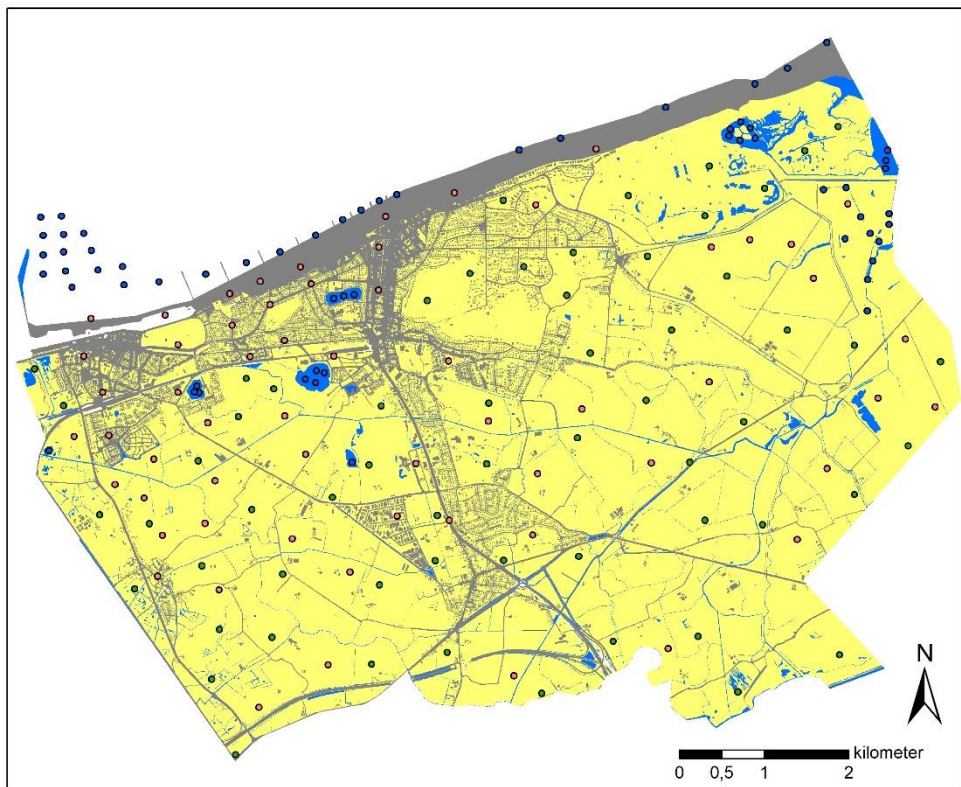
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselinck,
Joachim Vercurryse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub"
schub.copernicus.eu, 10/10/2019, [Online]
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/dhus/#/home>

GRB-data van gemengd gebied - Knokke-Heist



Legende

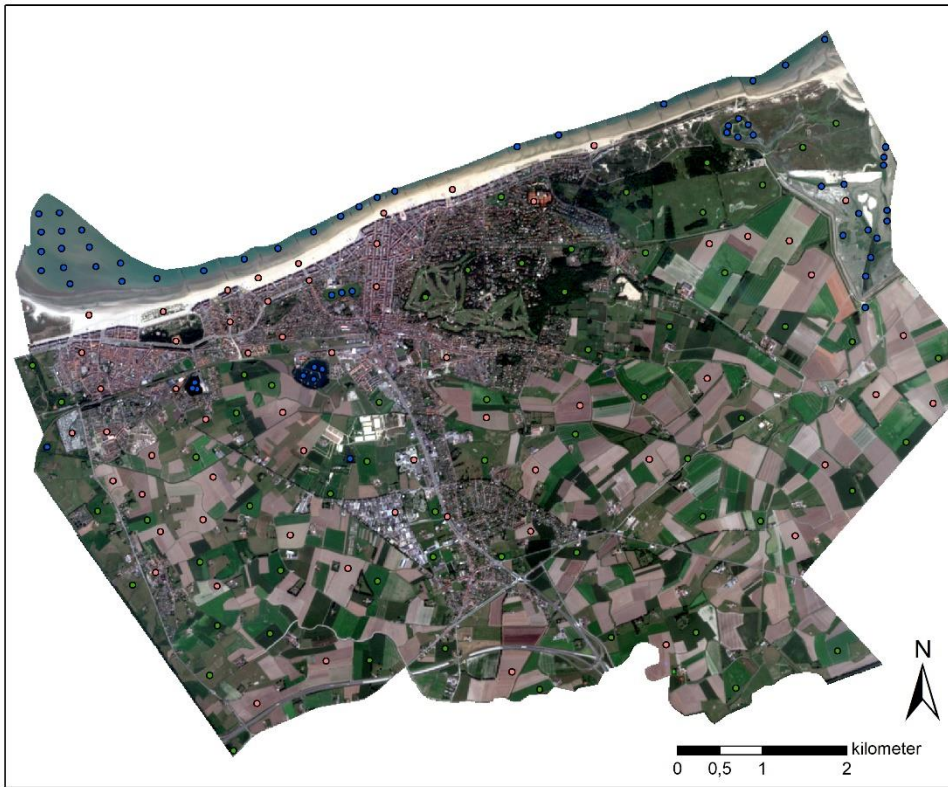
- Andere
- Vegetatie
- Water

- Water
- Andere
- Administratief perceel

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselinck,
Joachim Vercurryse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: Agentschap Informatie Vlaanderen,
"GRBgis", overheid.vlaanderen.be,
12/01/2020, [Online]
Beschikbaar: <https://overheid.vlaanderen.be/grb-grb-downloaden-bestellen>

Luchtfoto van gemengd gebied - Knokke-Heist



Legende

- Andere
- Vegetatie
- Water

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercurryse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. WVCMI van gemengd gebied - Knokke-Heist



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

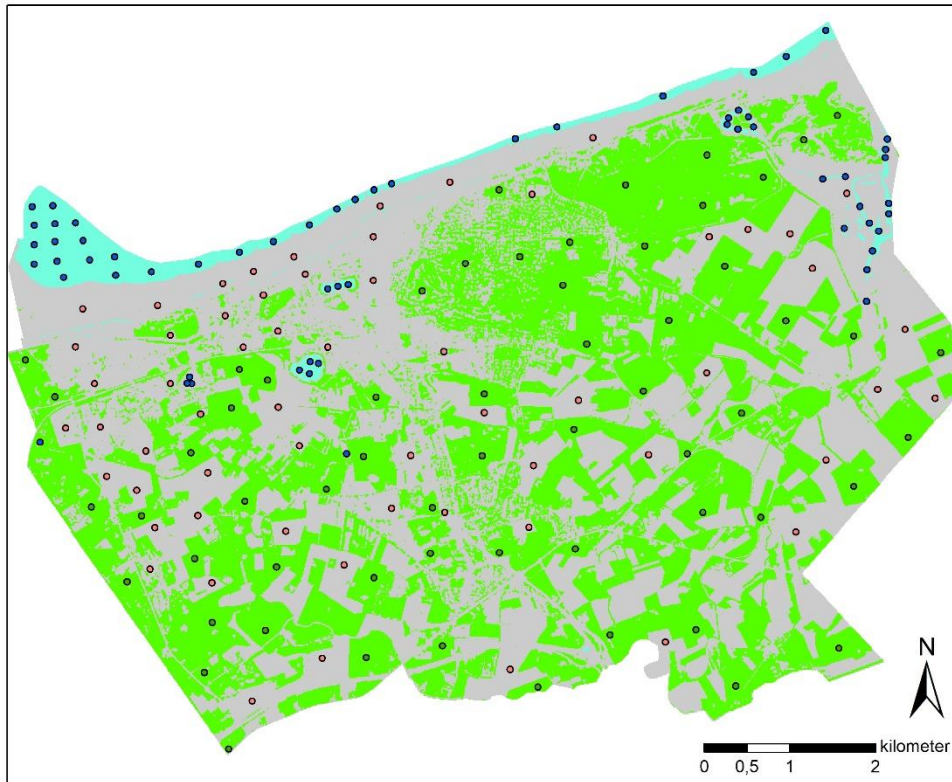
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercurryse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 10 m) van gemengd gebied - Knokke-Heist



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghysellinck,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub"
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 20 m) van gemengd gebied - Knokke-Heist



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

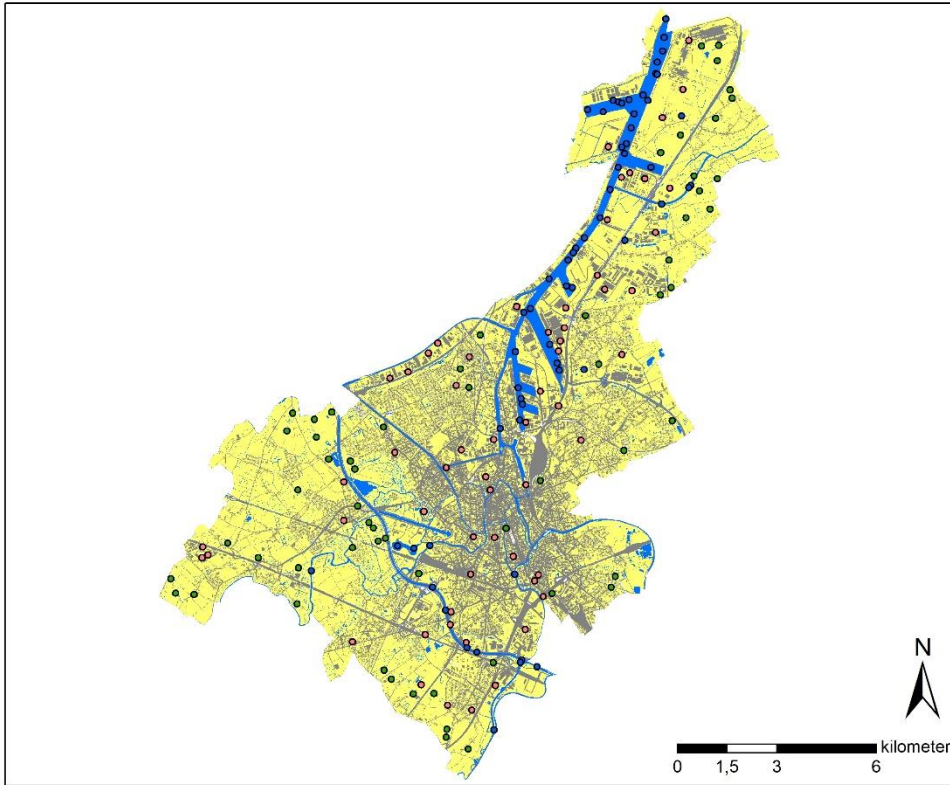
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghysellinck,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub"
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

GRB-data van verstedelijkt gebied - Gent



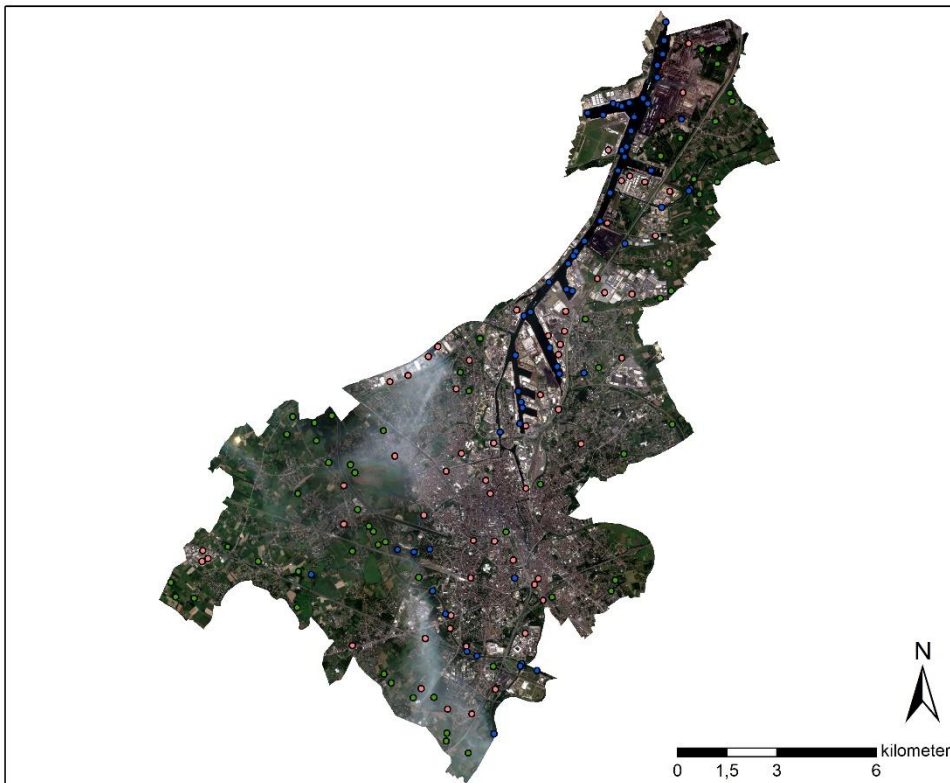
Legende

- Andere
- Vegetatie
- Water
- Water
- Andere
- Administratief perceel

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercurysse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: Agentschap Informatie Vlaanderen,
"GRBgis", overheid.vlaanderen.be,
12/01/2020. [Online].
Beschikbaar: <https://overheid.vlaanderen.be/grb-grb-downloaden-bestellen>

Luchtfoto van verstedelijkt gebied - Gent



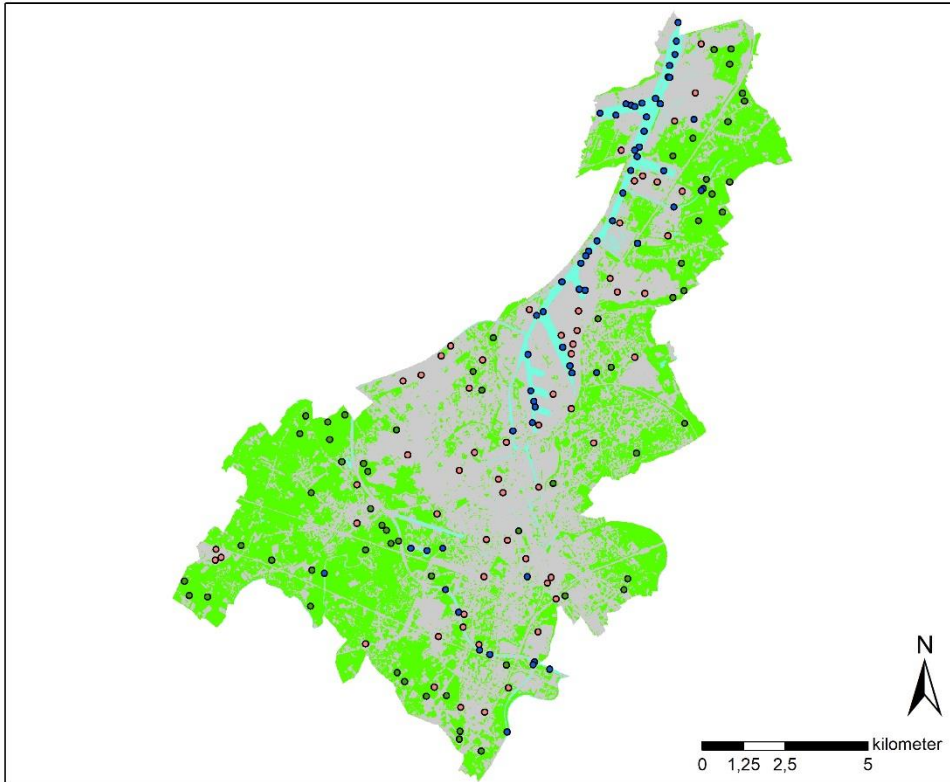
Legende

- Andere
- Vegetatie
- Water

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercurysse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub",
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online].
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. WVCM van verstedelijkt gebied - Gent



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

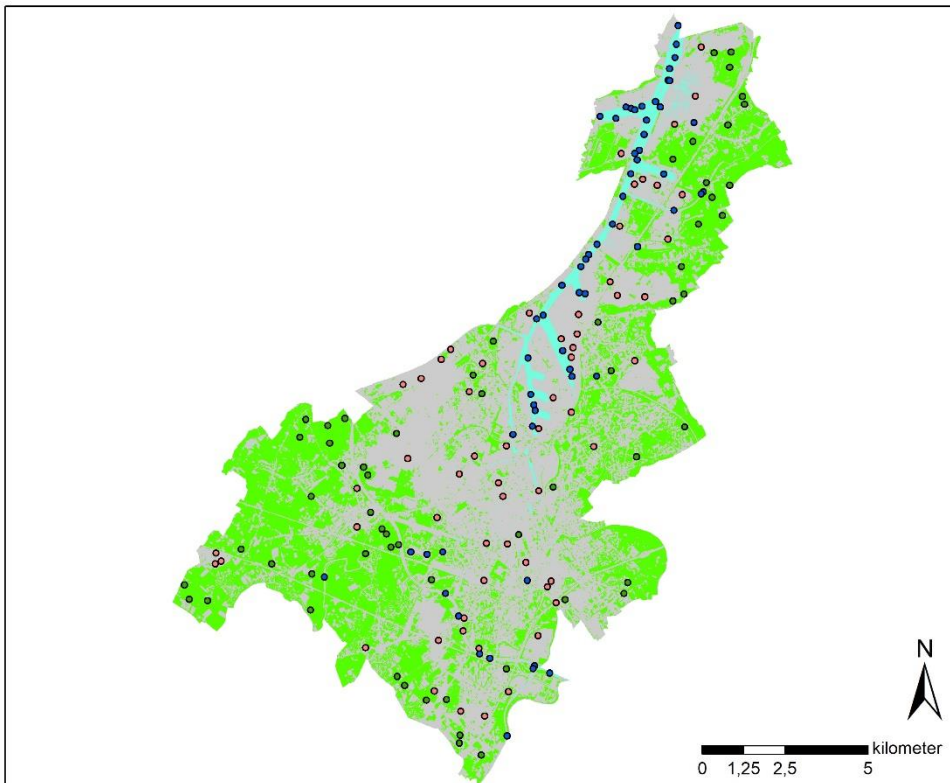
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghysellinck,
Joachim Vercruyssen
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 10 m) van verstedelijkt gebied - Gent



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

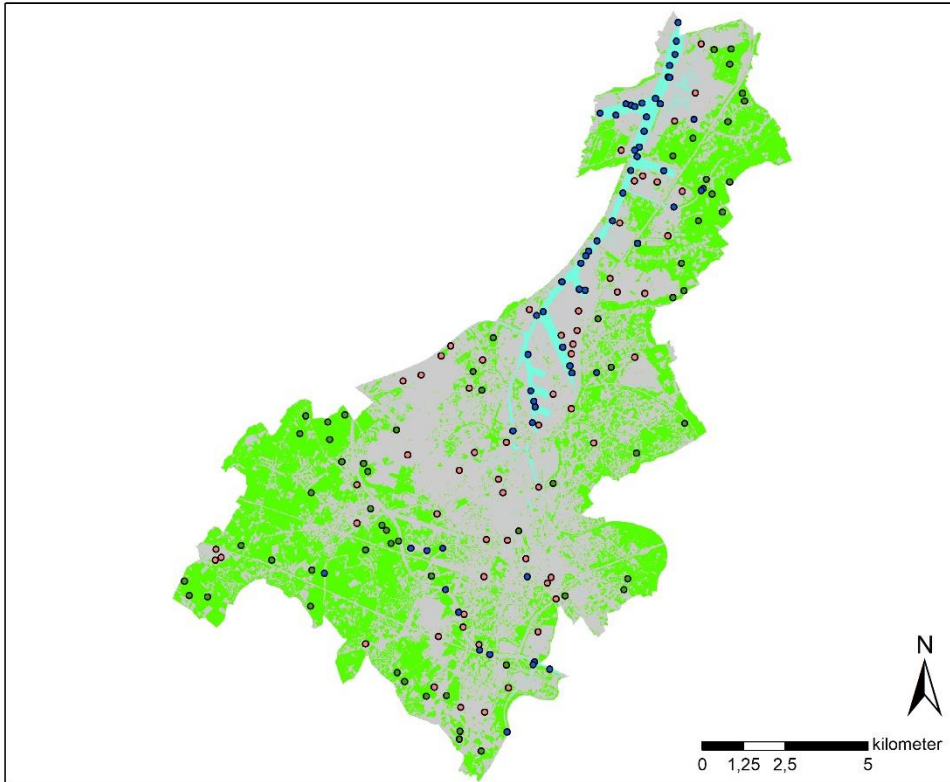
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghysellinck,
Joachim Vercruyssen
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 20 m) van verstedelijkt gebied - Gent

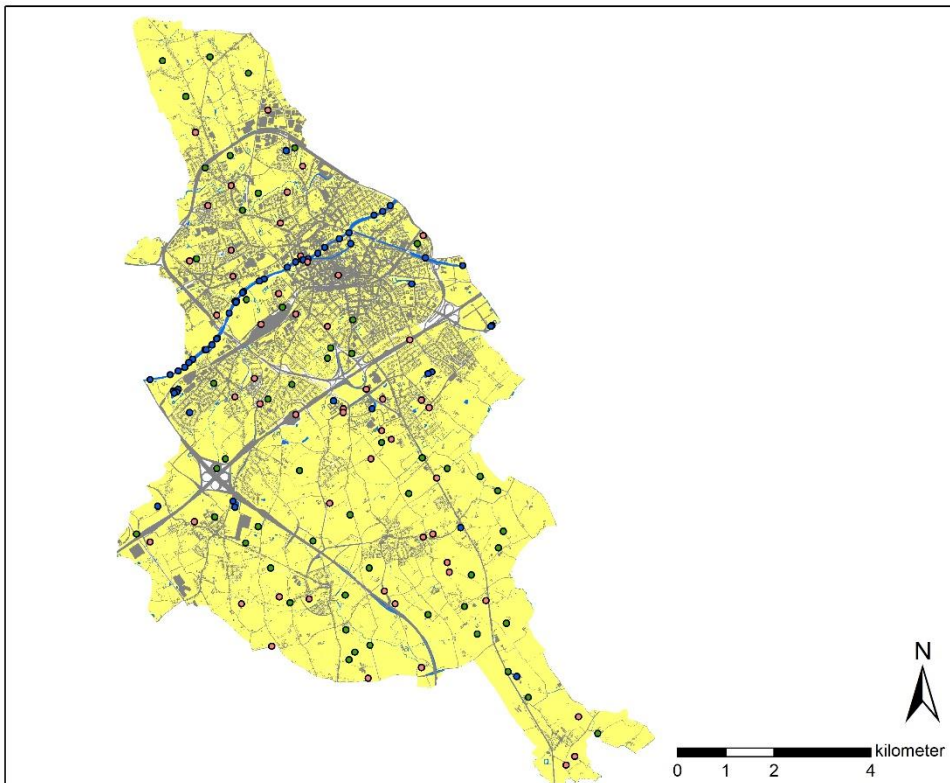


- Legende**
- Referentiepunten**
- Andere
 - Vegetatie
 - Water
- Classificatie**
- Water
 - Vegetatie
 - Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselinck,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
schub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://schub.copernicus.eu/dhus/#/home>

GRB-data van verstedelijkt gebied - Kortrijk

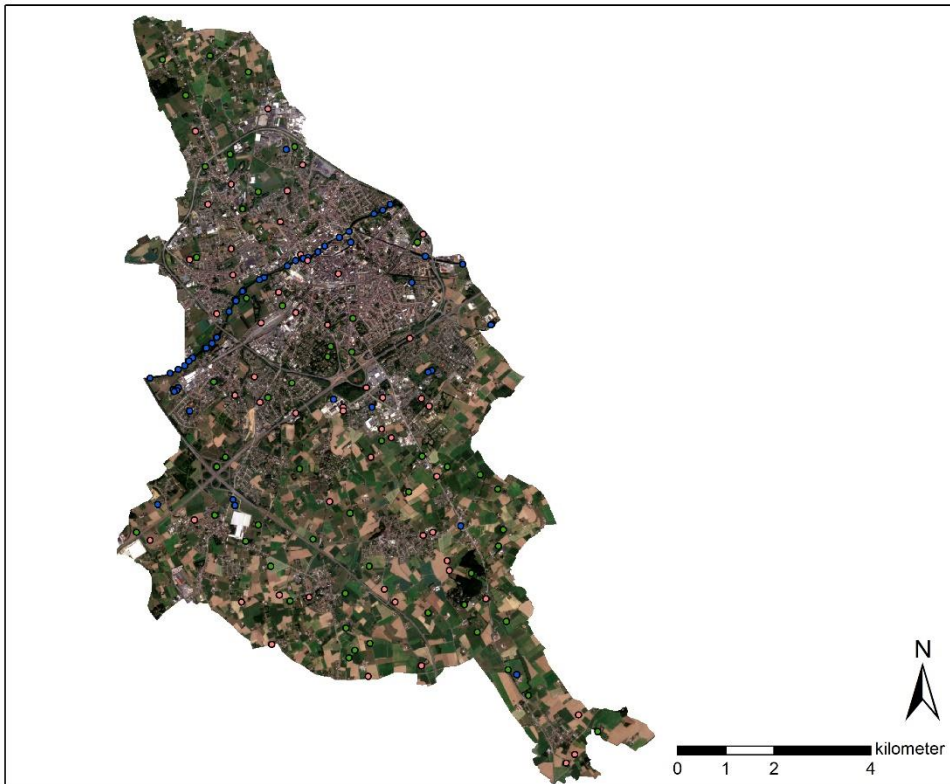


- Legende**
- Andere
- Vegetatie
- Water
- Water
- Andere
- Administratief perceel

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselinck,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: Agentschap Informatie Vlaanderen,
"GRBgis", overheid.vlaanderen.be,
12/01/2020. [Online]
Beschikbaar: <https://overheid.vlaanderen.be/grb-grb-downloaden-bestellen>

Luchtfoto van verstedelijkt gebied - Kortrijk



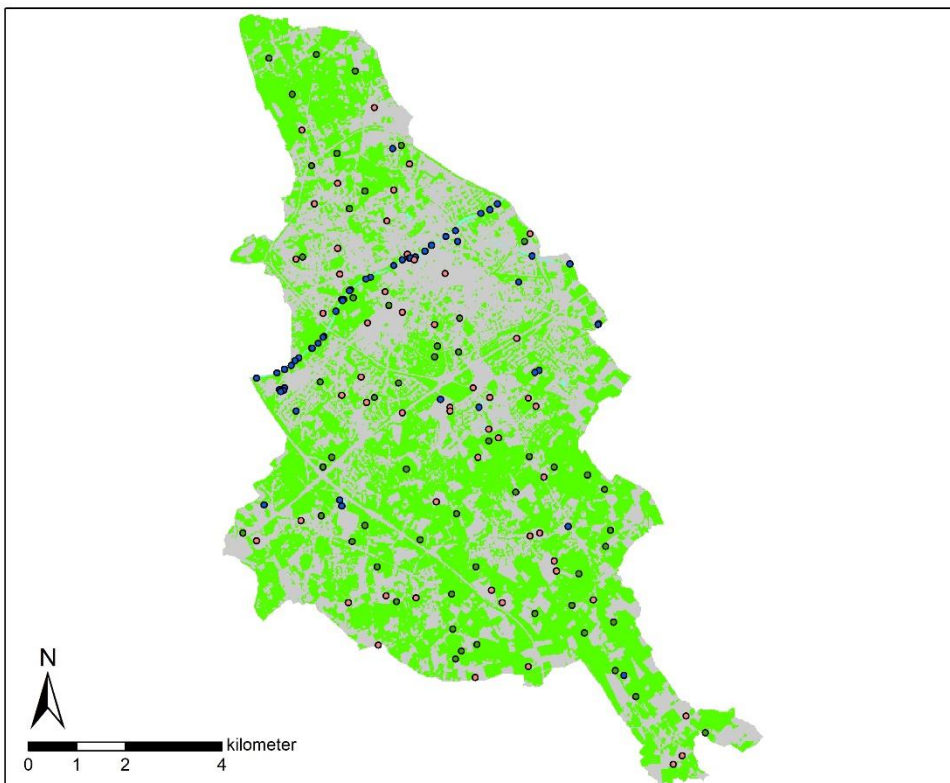
Legende

- Andere
- Vegetatie
- Water

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselinck,
Joachim Vercurysse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019, [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. WVCMI van verstedelijkt gebied - Kortrijk



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

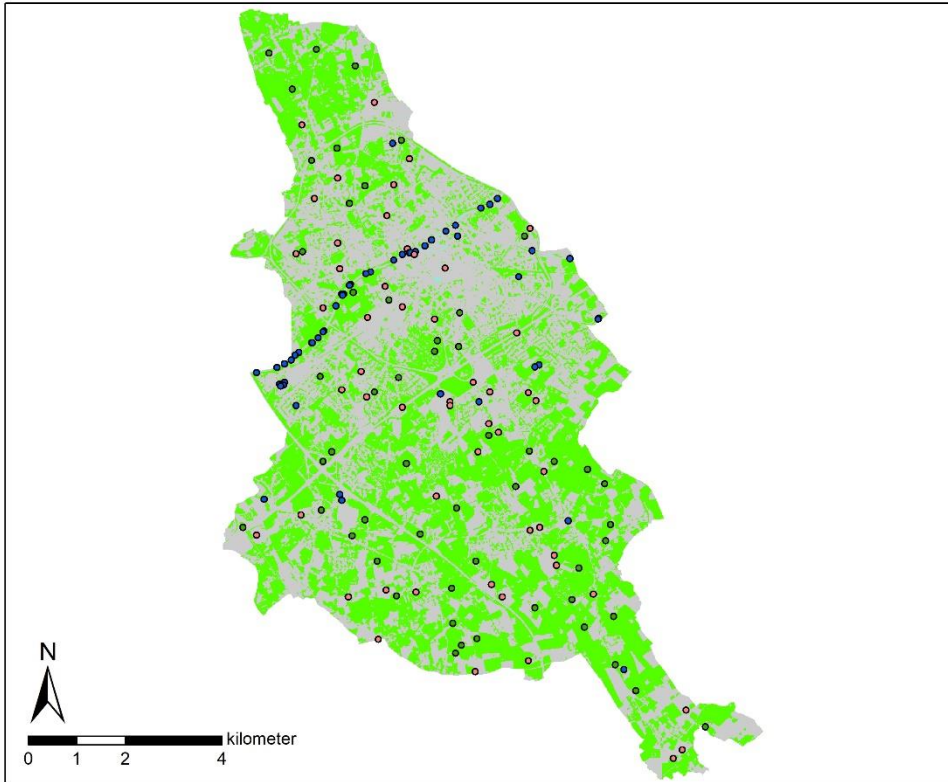
Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselinck,
Joachim Vercurysse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020

Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019, [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 10 m) van verstedelijkt gebied - Kortrijk



Legende

Referentiepunten

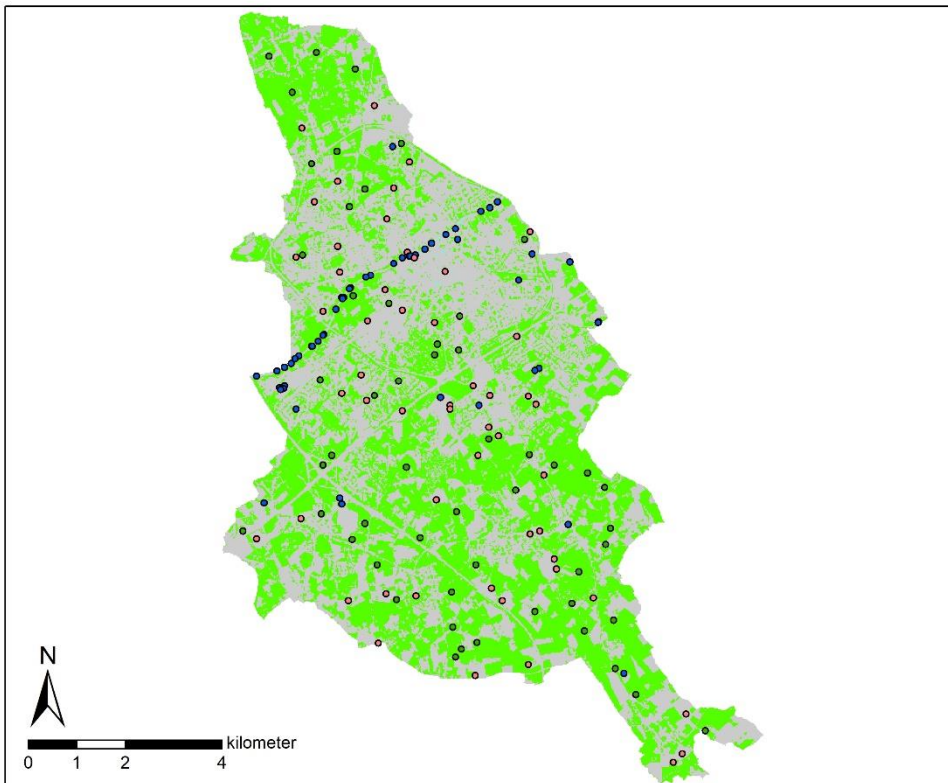
- Andere
- Vegetatie
- Water

Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020
Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

Classificatie d.m.v. NDVI (resolutie 20 m) van verstedelijkt gebied - Kortrijk



Legende

Referentiepunten

- Andere
- Vegetatie
- Water

Classificatie

- Water
- Vegetatie
- Andere

Opgemaakt door:
Gilles Ghyselincx,
Joachim Vercruyse
Geografisch coördinatensysteem:
WGS 1984, UTM-Zone 31N
Datum: 12/01/2020
Bron: ESA, "Copernicus Open Access Hub
scihub.copernicus.eu, 10/10/2019. [Online]
Beschikbaar: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>

1.Classify Composite Index

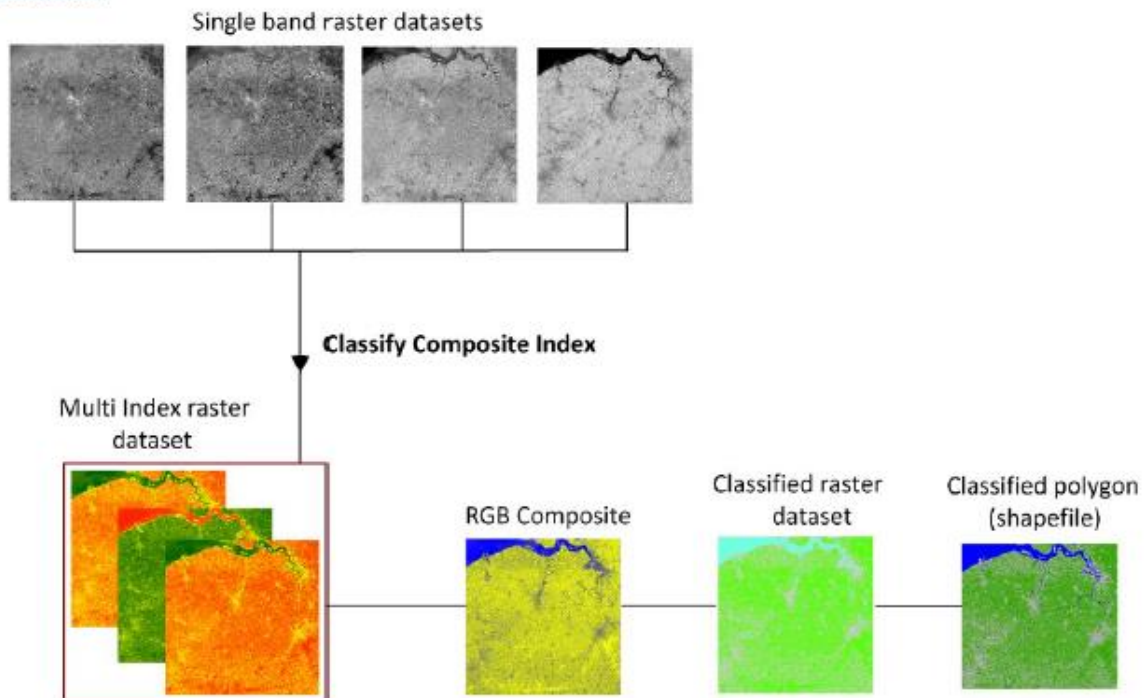
Title 1.Classify Water Vegetation Composite Index

Summary

The tool creates a single classified raster dataset from four Sentinel-2A single band raster datasets and converts the classified raster dataset to polygon features. The polygon features are classified as "Water", "Vegetation" or "Other".

It was designed to only classify water and vegetation in Flanders based on open source Sentinel-2A raster datasets. The accuracy of the classified polygon features created by this tool have only been tested on Sentinel-2A bands with minimal clouds and in absence of snow. In order to adjust the attribute table for the created polygon features the second tool is to be used in the "Composite Multi-Index Classification" toolbox.

Illustration



Usage

- This tool is also capable of clipping an area of interest (AOI) in Flanders in order to classify the water and vegetation landcover types.
 - The tool will only work if the AOI (.shp) is within the confines of the imported raster datasets (.tif)
 - It is important to open the shapefile in ArcGIS before using this tool.

Syntax

Model1 (Input_Green_Band__B03_, Input_Red_Band__B04_, Input_RedEdge1_Band__B05_, Input_NIR_Band__B8A_, Output_Classified_Composite_Index_raster_, Output_Polygon__Shapefile_, {Input_AOI_})

Parameter	Explanation	Data Type
Input_Green_Band__B03_	<p>Dialog Reference</p> <p>The raster dataset corresponding with the Sentinel-2A Band03 data. (.tif)</p> <p>_____</p> <p>Python Reference</p> <p>The raster dataset that used as Band03.</p>	Raster Dataset
Input_Red_Band__B04_	<p>Dialog Reference</p> <p>The raster dataset corresponding with the Sentinel-2A Band04 data. (.tif)</p> <p>_____</p> <p>Python Reference</p> <p>The raster dataset that used as Band04.</p>	Raster Dataset

Input_RedEdge1_Band__B05_	<p>Dialog Reference</p> <p>The raster dataset corresponding with the Sentinel-2A Band05 data. (.tif)</p> <hr/> <p>Python Reference</p> <p>The raster dataset that used as Band05.</p>	Raster Dataset
Input_NIR_Band__B8A_	<p>Dialog Reference</p> <p>The raster dataset corresponding with the Sentinel-2A Band 08A data. (.tif)</p> <hr/> <p>Python Reference</p> <p>The raster dataset that used as Band08A.</p>	Raster Dataset
Output_Classified_Composite_Index__raster_	<p>Dialog Reference</p> <p>The name, location and format for the dataset to be created.</p> <p>When storing the raster dataset in a file format, specify the file extension:</p> <ul style="list-style-type: none"> .tif -- TIFF <p>When storing a raster dataset in a geodatabase, do not add a file extension to the name of the raster dataset.</p> <hr/> <p>Python Reference</p> <p>The name, location and format for the dataset to be created.</p>	Raster Dataset
Output_Polygon__Shapefile_	<p>Dialog Reference</p> <p>The output feature class that will contain the converted polygons.</p> <hr/> <p>Python Reference</p> <p>The name, location and format (.shp) for the output feature class to be created.</p>	Feature Class
Input_AOI_ (Optional)	<p>Dialog Reference</p> <p>The area of interest to use to clip the raster datasets.</p> <p>This function only works if the .shp file is opened in ArcGIS before using this script.</p> <hr/> <p>Python Reference</p> <p>The shapefile to be used to clip the raster dataset.</p>	Raster Layer or Feature Layer

Code Samples

Calculating indices (NDVI - SAVI - NDWI)

This is a Python sample for the Classify Composite Index tool.

```
import arcpy
from arcpy import env
env.workspace = "c:/data"

# Process: Raster Calculator (NDVI)
arcpy.gp.RasterCalculator_sa("(Float(\"%Input NIR Band (B8A)\")-Float(\"%Input RedEdge1 Band (B05)\")) / (Float(\"%

# Process: Raster Calculator (SAVI)
arcpy.gp.RasterCalculator_sa("((Float(\"%Input NIR Band (B8A)\")-Float(\"%Input Red Band (B04)\"))*1.428)/(Float(\"

# Process: Raster Calculator (NDWI)
arcpy.gp.RasterCalculator_sa("(Float(\"%Input Green Band (B03)\")-Float(\"%Input NIR Band (B8A)\")) / (Float(\"%Inp
```

Composite Indices, Clip, Classify Raster and Raster to Polygon

This is a Python sample for the Classify Composite Index tool.

```
import arcpy
from arcpy import env
env.workspace = "c:/data"

# Process: Composite Indices
arcpy.CompositeBands_management("C:\\ArcGIS\\Default.gdb\\NDVI;C:\\ArcGIS\\Default.gdb\\SAVI;C:\\ArcGIS\\Default.gdb\\")

# Process: Clip
arcpy.Clip_management(Composite_Index, "515681,848180085 5682785,01832768 526844,789919235 5691363,29702588", Composi

# Process: Classify Raster
arcpy.gp.ClassifyRaster_sa(Composite_Index_Clippped, ecd_File, Output_Classified_Composite_Index__raster_, "")

# Process: Raster to Polygon
arcpy.RasterToPolygon_conversion(Output_Classified_Composite_Index__raster_, Output_Polygon__Shapefile_, "SIMPLIFY",
```

Tags

Composite Index, Classify

Credits

This tool was designed by Gilles Ghyselinck and Joachim Vercrusysse.

Use limitations

There are no access and use limitations for this item.

ArcGIS Metadata ▶

Citation ▶

TITLE 1.Classify Water Vegetation Composite Index

Hide Citation ▲

Resource Details ▶

CREDITS

This tool was designed by Gilles Ghyselinck and Joachim Vercrusysse.

Hide Resource Details ▲

Distribution ▶

DISTRIBUTOR ▶

AVAILABLE FORMAT

NAME ArcToolbox Tool

Hide Distributor ▲

Hide Distribution ▲

Metadata Details ▶

SCOPE OF THE DATA DESCRIBED BY THE METADATA dataset

ARCGIS METADATA PROPERTIES

METADATA FORMAT ArcGIS 1.0

STANDARD OR PROFILE USED TO EDIT METADATA ISO19139

CREATED IN ARCGIS FOR THE ITEM 2019-11-25 16:29:54

LAST MODIFIED IN ARCGIS FOR THE ITEM 2019-12-12 21:44:41

AUTOMATIC UPDATES

HAVE BEEN PERFORMED No

Hide Metadata Details ▲

Thumbnail and Enclosures ▶

THUMBNAIL

THUMBNAIL TYPE JPG Tool illustration

Hide Thumbnail and Enclosures ▲

Python - Classify CMI.py

```
# -*- coding: utf-8 -*-
# -----
# Python - Classify CMI.py
# Created on: 2019-12-12 16:00:27.000000
# (generated by ArcGIS/ModelBuilder)
# Usage: Python - Classify CMI <Input_Green_Band_B03_> <Input_Red_Band_B04_> <Input_RedEdge1_Band_B05_>
<Input_NIR_Band_B8A_> <Output_Classified_Composite_Index__raster_> <Output_Polygon_Shapefile_>
<Input_AOI_>
# Description:
# -----

# Import arcpy module
import arcpy

#Set workspace
dir=r"C:\0.Masterproef_Classificatie_Toolbox\Toolbox\GeodatabaseMT.gdb\"

# Script arguments
Input_Green_Band_B03_ = arcpy.GetParameterAsText(0)
Input_Red_Band_B04_ = arcpy.GetParameterAsText(1)
Input_RedEdge1_Band_B05_ = arcpy.GetParameterAsText(2)
Input_NIR_Band_B8A_ = arcpy.GetParameterAsText(3)
Output_Classified_Composite_Index__raster_ = arcpy.GetParameterAsText(4)
Output_Polygon_Shapefile_ = arcpy.GetParameterAsText(5)
Input_AOI_ = arcpy.GetParameterAsText(6)
if Input_AOI_ == '#' or not Input_AOI_:
    Input_AOI_ = "1.Knokke-Heist" # provide a default value if unspecified

# Local variables:
NDVI = "C:\0.Masterproef_Classificatie_Toolbox\Toolbox\GeodatabaseMT.gdb\NDVI"
SAVI = "C:\0.Masterproef_Classificatie_Toolbox\Toolbox\GeodatabaseMT.gdb\SAVI"
NDWI_ = "C:\0.Masterproef_Classificatie_Toolbox\Toolbox\GeodatabaseMT.gdb\NDWI"
Composite_Index = "C:\0.Masterproef_Classificatie_Toolbox\Toolbox\GeodatabaseMT.gdb\CompositeIndex"
Composite_Index_Clippped =
"C:\0.Masterproef_Classificatie_Toolbox\Toolbox\GeodatabaseMT.gdb\CompositeIndex_AOI_Clippped"
v_ecd_File = "C:\0.Masterproef_Classificatie_Toolbox\Data\ecd\TSM_1000.ecd"
PolyAttrTbl_Class = Output_Polygon_Shapefile_
Output_Feature_Class = PolyAttrTbl_Class

# Process: Raster Calculator (NDVI)
arcpy.gp.RasterCalculator_sa("(Float(\%Input NIR Band (B8A)%)-Float(\%Input RedEdge1 Band (B05)%)) /
(Float(\%Input NIR Band (B8A)%)+Float(\%Input RedEdge1 Band (B05)%))", NDVI)
# Process: Raster Calculator (SAVI)
arcpy.gp.RasterCalculator_sa("((Float(\%Input NIR Band (B8A)%)-Float(\%Input Red Band
(B04)%))*1.428)/(Float(\%Input NIR Band (B8A)%)+Float(\%Input Red Band (B04)%)+0.428)", SAVI)
# Process: Raster Calculator (NDWI)
arcpy.gp.RasterCalculator_sa("(Float(\%Input Green Band (B03)%)-Float(\%Input NIR Band (B8A)%)) /
(Float(\%Input Green Band (B03)%)+Float(\%Input NIR Band (B8A)%))", NDWI_)

#Locations NDVI, NDWI and SAVI
NDVI = dir+"NDVI"
NDWI_ = dir+"NDWI"
SAVI = dir+"SAVI"

# Process: Composite Indices
arcpy.CompositeBands_management("NDVI;SAVI;NDWI_", Composite_Index)

# Process: Clip
arcpy.Clip_management(Composite_Index, "515681,848180085 5682785,01832768 526844,789919235 5691363,
29702588", Composite_Index_Clippped, Input_AOI_, "", "ClippingGeometry", "NO_MAINTAIN_EXTENT")

# Process: Classify Raster
arcpy.gp.ClassifyRaster_sa(Composite_Index_Clippped, v_ecd_File, Output_Classified_Composite_Index__raster_,
"")

# Process: Raster to Polygon
arcpy.RasterToPolygon_conversion(Output_Classified_Composite_Index__raster_, Output_Polygon_Shapefile_,
"NO_SIMPLIFY", "")

# Process: Add Field (Class) and Add Field (Area_m²)
arcpy.AddField_management(Output_Polygon_Shapefile_, "Class", "TEXT", "", "", "50", "", "NULLABLE",
"NON_REQUIRED", "")
arcpy.AddField_management(PolyAttrTbl_Class, "Area_m²", "DOUBLE", "15", "2", "", "", "NULLABLE",
"NON_REQUIRED", "")
```

2.Adjust Attribute Table

Title 2.Adjust Attribute Table

Summary

This tool is developed to adjust the attribute table of the polygon features created by the "1.Classify Water Vegetation Composite Index" tool located in the "Composite Multi-Index Classification" toolbox.

Usage

- Adds a new column named Class and fills it out
 - Options: Water, Vegetation or Other
- Adds a new column named Area_m² and calculates the area size of each polygon feature in square meters
- Removes all unnecessary columns

Syntax

Model2 (Input_Classified_Composite_Index)

Parameter	Explanation	Data Type
Input_Classified_Composite_Index	Dialog Reference Input for the feature class file created by the "1.Classify Water Vegetation Composite Index" tool. There is no python reference for this parameter.	Table View or Raster Layer or Mosaic Layer

Code Samples

There are no code samples for this tool.

Tags

Adjust Attribute Table

Credits

Developed by Gilles Ghyselinck and Joachim Vercruysse

Use limitations

Can only be used after tool "1. Classify Water Vegetation Composite Index" from the "Composite Multi-Index Classification" toolbox.

ArcGIS Metadata ►

Citation ►

TITLE 2.Adjust Attribute Table

[Hide Citation ▲](#)

Resource Details ►

CREDITS

Developed by Gilles Ghyselinck and Joachim Vercruysse

[Hide Resource Details ▲](#)

Resource Constraints ►

CONSTRAINTS

LIMITATIONS OF USE

Can only be used after tool "1. Classify Water Vegetation Composite Index" from the "Composite Multi-Index Classification" toolbox.

[Hide Resource Constraints ▲](#)

Distribution ►

DISTRIBUTOR ►

AVAILABLE FORMAT

NAME ArcToolbox Tool

[Hide Distributor ▲](#)

[Hide Distribution ▲](#)

Metadata Details ►

SCOPE OF THE DATA DESCRIBED BY THE METADATA dataset

ARCGIS METADATA PROPERTIES

METADATA FORMAT ArcGIS 1.0

STANDARD OR PROFILE USED TO EDIT METADATA ISO19139

CREATED IN ARCGIS FOR THE ITEM 2019-11-28 16:12:23

LAST MODIFIED IN ARCGIS FOR THE ITEM 2019-12-12 21:47:35

AUTOMATIC UPDATES

HAVE BEEN PERFORMED No

[Hide Metadata Details ▲](#)

Python - Adjust AT.py

```
# -*- coding: utf-8 -*-
# -----
# Python - Adjust AT.py
# Created on: 2019-12-12 16:01:04.00000
# (generated by ArcGIS/ModelBuilder)
# Usage: Python - Adjust AT <Input_Classified_Composite_Index>
# Description:
# -----

# Import arcpy module
import arcpy
# Script arguments
Input_Classified_Composite_Index = arcpy.GetParameterAsText(0)

# Local variables:
Polygon_Water_Selected = Input_Classified_Composite_Index
Poly_Att_Water = Polygon_Water_Selected
Poly_Vegetation_Selected = Poly_Att_Water
Poly_Att_Vegetation = Poly_Vegetation_Selected
Polygon_Other_Selected = Poly_Att_Vegetation
Poly_Att_Other = Polygon_Other_Selected
Finished_Attribute_Tabel = Poly_Att_Other
Modified_Input_Features = ""
Output_Feature_Class = Modified_Input_Features
Output_Table = Output_Feature_Class

# Process: Select Layer By Attribute (Water)
arcpy.SelectLayerByAttribute_management(Input_Classified_Composite_Index,
"NEW_SELECTION", "\"GRIDCODE\" =0")
# Process: Calculate Field (Water)
arcpy.CalculateField_management(Polygon_Water_Selected, "Class", "\"Water\"", "VB", "")

# Process: Select Layer By Attribute (Vegetation)
arcpy.SelectLayerByAttribute_management(Poly_Att_Water, "NEW_SELECTION",
"\"GRIDCODE\"=1")
# Process: Calculate Field (Vegetation)
arcpy.CalculateField_management(Poly_Vegetation_Selected, "Class", "\"Vegetation\"",
"VB", "")

# Process: Select Layer By Attribute (Other)
arcpy.SelectLayerByAttribute_management(Poly_Att_Vegetation, "NEW_SELECTION",
"\"GRIDCODE\"=2")
# Process: Calculate Field (Other)
arcpy.CalculateField_management(Polygon_Other_Selected, "Class", "\"Other\"", "VB", "")

# Process: Select Layer By Attribute
arcpy.SelectLayerByAttribute_management(Poly_Att_Other, "CLEAR_SELECTION", "")

# Process: Add Geometry Attributes
arcpy.AddGeometryAttributes_management(Finished_Attribute_Tabel, "AREA", "",
"SQUARE_METERS", "")
# Process: Calculate Field
arcpy.CalculateField_management(Modified_Input_Features, "Area_m²", "[POLY_AREA]",
"VB", "")

# Process: Delete Field
arcpy.DeleteField_management(Output_Feature_Class, "ID;GRIDCODE;POLY_AREA")
```