

Hoe kunnen verkeersborden worden herkend en in kaart worden gebracht aan de hand van een reeks foto's?

Sufyaan Barow - 20134835, David Kaldor - 20141211, Mohamed Lemmouy - 20172435, Nuno Sadi - 19065728
en Bram Smeets - 19124147

*G2 - Applied Data Science, Haagse Hogeschool
Den Haag, Nederland
Januari, 2022*

Abstract

Deze onderzoekspaper presenteert een methode om verkeersborden te herkennen en in kaart te brengen aan de hand van een reeks foto's. Het objectdetectiemodel dat in dit onderzoek wordt gebruikt, is YOLOv5. Dit model staat bekend om zijn hoge nauwkeurigheid, efficiëntie en real-time prestaties. De dataset die in dit onderzoek is gebruikt, is aangeleverd door IV-Infra en is gebruikt om het model te trainen. De goniometrische berekeningen zijn vervolgens ingezet om de gedetecteerde verkeersborden in kaart te brengen. Hierna is het NDW-dataset gebruikt ter controle. De resultaten van deze studie tonen de effectiviteit aan van het gebruik van YOLOv5 voor het herkennen en in kaart brengen van verkeersborden. Ook toont dit het potentieel van deze methode voor gebruik in real-world toepassingen, zoals autonome voertuigen en intelligente transportsystemen.

1. Inleiding

In het dagelijks leven krijgt men vaak te maken met misplaatste verkeersborden. De misplaatste verkeersborden kunnen onder andere verkeersborden zijn die verkeerd geplaatst zijn, of tijdelijke verkeersborden die niet zijn weggehaald, nadat er werkzaamheden hebben plaatsgevonden [1]. Hiernaast zou het bord gedeeltelijk of volledig verborgen kunnen zijn achter een obstakel.

In dit onderzoek wordt er gekeken naar hoe er verkeersborden herkend en in kaart gebracht kunnen worden. Om dit te kunnen realiseren zal er gebruik worden gemaakt van een reeks foto's en coördinaten, zodat er beelden zijn waarop verkeersborden staan. Het doel is om aan het eind van het onderzoek een systeem te hebben dat effectief en accuraat de coördinaten van verkeersborden kan bepalen. Daarnaast is het doel om een antwoord te hebben op de hoofdvraag van dit onderzoek: *Hoe kunnen verkeersborden worden herkend en in kaart worden gebracht aan de hand van een reeks foto's?*

In hoofdstuk twee wordt toegelicht welke data is gebruikt en hoe deze is verkregen, gevolgd door de onderzoek aanpak in hoofdstuk drie. De resultaten hiervan worden verder uitgewerkt in hoofdstuk vier. Hoofdstuk vijf bevat de discussie waarin er wordt toegelicht wat de resultaten betekenen, gevolgd door een conclusie in hoofdstuk zes. Tot slot wordt er in hoofdstuk zeven gekeken hoe dit onderzoek uitgebreid kan worden in de toekomst.

2. Gebruikte data

Tijdens dit onderzoek wordt er gebruikt gemaakt van verschillende bronnen. In dit hoofdstuk wordt toegelicht welke data is gebruikt en hoe deze wordt verkregen.

2.1 NDW-dataset

Het Nationaal Dataportaal Wegverkeer (NDW) heeft een grote dataset van elk verkeersbord in Nederland. De data bevatten onder andere het type verkeersbord, de coördinaten van het verkeersbord in wgs84 coördinaten, de Rijksdriehoekscoördinaten, de gemeente, of

het bord links of rechts van de weg staat en een link naar de foto [2].

Tijdens dit onderzoek is er gebruik gemaakt van de NDW-dataset. De NDW-dataset wordt gebruikt als ground truth. Hiermee is het mogelijk om de locatie en het type verkeersbord te valideren. Met de gegevens van de NDW-dataset is gecontroleerd of de daadwerkelijke locatie en verkeersbord door het model correct zijn bepaald.

De data is openbaar toegankelijk via de API van het NDW. Voor dit onderzoek is echter maar een deel van deze data nodig. Aangezien de foto's van IV-infra in Haarlem zijn genomen, is de data gefilterd op verkeersborden in de gemeente Haarlem.

2.2 Data IV-Infra

Naast de data van het NDW, zijn er voor dit onderzoek, reeksen van foto's ter beschikking gesteld. Deze reeksen bestaan uit zes foto's, die samen een geheel beeld geven van de omgeving. De eerste foto van de reeks kijkt vooruit, de tweede foto kijkt naar rechtsvoor, de derde foto naar rechtsachter, de vierde richt naar linksachter, de vijfde foto linksvoor en de zesde foto kijkt naar boven. De foto's hebben een resolutie van 5120 bij 5120 pixels. Deze foto's zijn gemaakt in oktober 2022 in de buurt van Haarlem.

Van elke foto zijn hiernaast ook de coördinaten waarop de foto is genomen, de heading, pitch, roll, de datum en tijdstip wanneer de foto is genomen bekend.

Naast deze foto's, heeft IV-infra ook LiDAR-data aangeleverd waar gebruik van kan worden gemaakt in het onderzoek. Hier over meer in hoofdstuk 3.4.1 LiDAR.

3. Onderzoeksaanpak

De onderzoeksaanpak beschrijft op welke manier het onderzoek is uitgevoerd.

3.1 Vraagstelling

Voor het bereiken van het doel zijn een aantal onderzoeksvragen opgesteld; een hoofdvraag en deelvragen. De hoofdvraag is de belangrijkste vraag binnen het onderzoek. Aan de hand van de antwoorden op de deelvragen

zal antwoord worden gegeven op de hoofdvraag.

3.1.1 Hoofdvraag

Hoe kunnen verkeersborden worden herkend en in kaart worden gebracht aan de hand van een reeks foto's?

3.1.2 Deelvragen

Er zijn vier deelvragen opgesteld. Ze staan in een logische volgorde opgesteld en worden in de volgende hoofdstukken beantwoordt. De deelvragen luiden als volgt:

1. In hoeverre is onderzoek gedaan naar het herkennen van verkeersborden door middel van Machine Learning en/of Neurale Netwerken?
2. In hoeverre is LiDAR-technologie geschikt voor het detecteren van verkeersborden?
3. Op welke manier kunnen verkeersborden in kaart gebracht worden aan de hand van de beschikbare informatie?
4. Hoe kan de ground truth optimaal vastgesteld worden?

3.2 Verkeersborden in Machine Learning en/of Neurale Netwerken [10, 11, 12]

Er is veel onderzoek gedaan op het gebied van het herkennen van verkeersborden met behulp van Machine Learning en Neurale netwerken. Verschillende algoritmen zoals Support Vector Machines (SVM's), Random Forest, k-Nearest Neighbours (k-NN)[13], Convolutional Neurale netwerken (CNN's) en Recurrent Neurale netwerken (RNN's) zijn in deze onderzoeken gebruikt om hoge nauwkeurigheidspercentages te bereiken. Deep CNN's zijn bijzonder effectief geweest bij het herkennen van verkeersborden en zijn gebruikt om hoge nauwkeurigheidspercentages te bereiken op verschillende benchmarkdatasets, zoals de Duitse Traffic Sign Recognition Benchmark [14,15]. Onderzoekers hebben gewerkt aan het verbeteren van de robuustheid van de systemen door technieken toe te voegen zoals data-augmentatie, en transfer learning. Bovendien heeft recent onderzoek zich gericht op de ontwikkeling van real-time

verkeersbordherkenning-systemen die kunnen worden ingezet op voertuigen en ingebedde systemen om de veiligheid van autonome voertuigen te verbeteren. Het gebied van verkeersbordherkenning met behulp van machine learning en neurale netwerken is een zeer actief onderzoeksgebied en zal naar verwachting blijven evolueren naarmate de technologie verbetert [16].

3.3 Verkeersborden herkennen

3.3.1 YOLOv5

YOLOv5 maakt gebruik van een nieuwe architectuur, SPADE genaamd, waardoor het model objecten van verschillende schaal en vorm beter kan verwerken, wat met name handig is voor het detecteren van verkeersborden. Bovendien gebruikt het Mozaïek-gegevensvergroting om de robuustheid van het model voor veranderingen in verlichting en andere beeldvariëaties te verbeteren. Over het algemeen is YOLOv5 een sterke keuze voor real-time toepassingen voor verkeersborddetectie, zoals autonome voertuigen en bewakingssystemen.

Het YOLOv5-objectdetectiealgoritme wordt gebruikt om het model te trainen [4]. De YOLOv5m-gewichten worden gebruikt als de eerste parameters voor het trainingsproces. De training wordt uitgevoerd met 50, 100 en 300 epochs, met een batchgrootte van 16.

De trainingsgegevens bestonden uit afbeeldingen verkregen van IV-Infra, die vooraf waren verwerkt door hun resolutie te verlagen van 5120x5120 pixels naar 640x640 pixels. Dit is gedaan om de data beter beheersbaar te maken en tegelijkertijd het verlies van informatie te minimaliseren door de afbeelding geleidelijk te verkleinen in plaats van deze bij te snijden.

Door het gebruik van YOLOv5, getraind op YOLOv5m-gewichten en de specifieke trainingsconfiguratie (50 tijdperken, batchgrootte van 16) konden een hoge mate van nauwkeurigheid en efficiëntie bereikt worden voor het detecteren van objecten in de afbeeldingen.

3.3.2 Het annoteren van foto's

Om YOLOv5 te trainen, zijn er foto's nodig waarin de verkeersborden geannoteerd zijn. Om de annotaties te maken en om de bestaande dataset uit te breiden, wordt gebruik gemaakt van Roboflow.

Het platform biedt een efficiënte manier van annotatie via de gebruiksvriendelijke interface voor annotatie van bounding boxes en aanpasbare annotatiepijplijn. Hiernaast kan een breed scala aan technieken toepassen om de dataset uit te breiden, waaronder het omdraaien, roteren en schalen van de afbeeldingen. Hiermee wordt de robuustheid van het model verbeterd [6].

Om deze set te variëren worden er beeldsynthesetechnieken gebruikt, zoals uitsnijding, kleurtrillingen en onscherpte. Hiermee wordt de prestatie van het model verbeterd.

3.4 Locatie bepalen van de herkende verkeersborden.

3.4.1 LiDAR

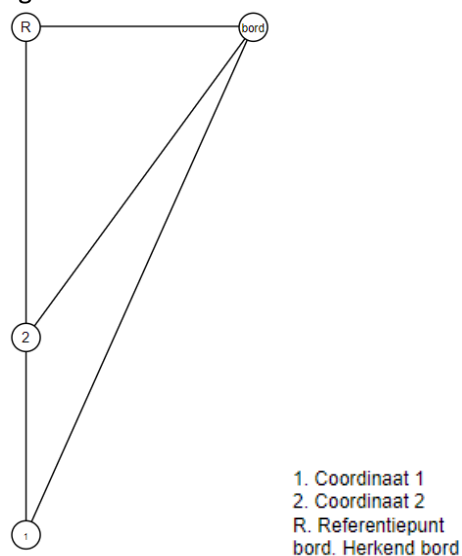
In dit onderzoek is gekozen voor het gebruik van computer vision-technieken en het YOLOv5-objectdetectiealgoritme als primaire benadering voor het detecteren en in kaart brengen van verkeersborden in een reeks foto's. YOLOv5, bekend om zijn hoge nauwkeurigheid en real-time prestaties, werd getraind op de dataset van IV-Infra en was in staat verkeersborden met hoge nauwkeurigheid te detecteren. Deze aanpak bleek zeer effectief te zijn bij het detecteren en in kaart brengen van verkeersborden in verschillende omgevingen. Daarentegen bleek de LiDAR-technologie, die veel wordt gebruikt bij taken als objectdetectie, mapping en navigatie, minder geschikt te zijn voor deze specifieke taak. LiDAR-technologie is relatief traag, onbetrouwbaar en vereist een duidelijke zichtlijn naar het object, waardoor het moeilijk is om objecten te detecteren die aan het zicht onttrokken zijn of zich achter andere objecten bevinden [6]. Bovendien wordt LiDAR voornamelijk gebruikt om objecten in de 3D-ruimte te detecteren, terwijl de detectie van verkeersborden voornamelijk een 2D-taak is. Met behulp van

2D-beelden en 2D-bounding boxes, wat met hoge nauwkeurigheid kan worden bereikt met behulp van computervisietechnieken en het YOLOv5-objectdetectiealgoritme. Deze aanpak bleek daarom efficiënter en betrouwbaarder voor dit onderzoek. Bovendien kunnen computervisietechnieken worden verbeterd door Deep Learning-modellen die de prestaties en robuustheid van het systeem kunnen verbeteren.

3.4.2 Goniometrie

Om de verkeersborden in kaart te brengen wordt er gebruik gemaakt van goniometrie.

Bij de foto's van verkeersborden die herkend worden, is de locatie van de auto waarop de foto genomen is bekend. Op basis van twee opeenvolgende foto's en de bijhorende coördinaten van de auto, kunnen de coördinaten van het herkend bord ingeschat worden. Deze situatie is gevisualiseerd in figuur 1.



Figuur 1: Visualisatie herkend bord

De coördinaten van punt 1 en punt 2 zijn bekend, dus de afstand berekenen hiertussen, is ook te berekenen. Ook kan de hoek van punt 1 en punt 2 bepaald worden.

Met deze gegevens kan de afstand tussen punt 1 en R berekend worden. Met deze afstand kunnen kan de afstand tussen R en het bord berekend worden.

Door deze afstanden, rekening houdend met de rijrichting van de auto, bij de coördinaten op te tellen bij punt 1, is een de locatie van het bord bekend.

4. Resultaten

4.1 Het trainen van YOLOv5

Bij het trainen van het model wordt er per epoch onder anderen de volgende waarden berekend. [3]

mAP_0.5: mean Average Precision met de IoU (Intersection over Union) threshold van 0.5 [9].

mAP_0.5:0.95: mean Average Precision met de IoU (Intersection over Union) threshold van verschillende waardes variërend van 0.5 tot 0.95 [9].

4.1.1 Resultaten bij het gebruik van 50 epochs

Epoch	precision	recall	mAP_0.5	mAP_0.5:0.95
0	0.0035387	0.40755	0.011796	0.0052767
10	0.83835	0.13731	0.16569	0.087083
20	0.76286	0.29843	0.35135	0.19798
30	0.77661	0.41184	0.51414	0.28173
40	0.73766	0.51993	0.59301	0.32939
49	0.72679	0.57215	0.65313	0.37258

Tabel 1: Overzicht van Precision, recall, mAP_0.5 en mAP_0.5:0.95 bij 50 epochs per 10 epochs

4.1.2 Resultaten bij het gebruik van 100 epochs

Epoch	Precision	Recall	mAP_0.5	mAP_0.5:0.95
0	0.010985	0.99524	0.042171	0.041654
10	0.86078	0.20508	0.26382	0.24663
20	0.82013	0.31077	0.41803	0.40657
30	0.65406	0.49531	0.52106	0.51356
40	0.67507	0.46407	0.54021	0.53166
50	0.63775	0.62434	0.70056	0.69133
60	0.67385	0.65951	0.73496	0.72864
80	0.72086	0.69272	0.73666	0.73528
90	0.71345	0.74163	0.75443	0.74888
99	0.66529	0.73202	0.75454	0.74984

Tabel 2: Overzicht van Precision, recall, mAP_0.5 en mAP_0.5:0.95 bij 100 epochs per 10 epochs

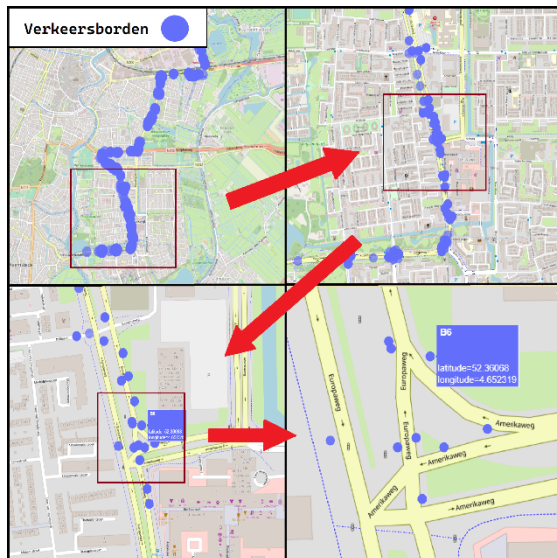
4.1.3 Resultaten bij het gebruik van 300 epochs

Epoch	precision	recall	mAP_0.5	mAP_0.5:0.95
0	0.0011721	0.0040376	0.0011585	0.0004656
20	0.75764	0.26654	0.30181	0.16453
40	0.87348	0.41198	0.5433	0.28938
60	0.81422	0.47256	0.60885	0.34258
80	0.83212	0.56684	0.65339	0.36991
100	0.8385	0.60472	0.69972	0.39521
120	0.75387	0.67662	0.70156	0.41081
140	0.82049	0.6751	0.72936	0.41726
160	0.78592	0.67776	0.70302	0.40929

180	0.81538	0.66027	0.72866	0.43438
200	0.80611	0.67699	0.71794	0.42756
220	0.84898	0.64876	0.7077	0.41509
240	0.83053	0.67344	0.72554	0.43013
260	0.83835	0.67426	0.72921	0.43422
280	0.85232	0.67317	0.7314	0.43597
299	0.85301	0.66549	0.73673	0.44155

Tabel 3: Overzicht van Precision, recall, mAP_0.5 en mAP_0.5:0.95 bij 300 epochs per 20 epochs

4.2 Berekenen van locaties



Figuur 2: Kaart van Gedetecteerde Verkeersborden (zie bijlage vergrote afbeelding)

5. Discussie

Dit hoofdstuk beschrijft wat uit de resultaten te herleiden is.

Door een kijk te nemen in de resultaten is te zien dat de mAP score stagneert tussen de 100 en 300 epochs. Deze score is belangrijk aangezien het een aanduiding is van de effectiviteit van het model. Een mogelijke aanleiding hiervoor is overfitting, het model wordt te vaak getraind en gaat vaak de meest voorkomende borden herkennen, zowel correct als incorrect. Hierdoor blijft de mAP score rond dezelfde waarde.

Zoals in de resultaten te zien is kan er op basis van een reeks foto's een interactieve kaart worden gemaakt van de gedetecteerde verkeersborden. Hoe beter het model is, hoe meer deze kaart overeen zal komen met de werkelijkheid.

Bij het herkennen van verkeersborden creëert YOLOv5 .txt bestanden met hierin gegevens over de annotation boxes. Op basis van de locatie van een verkeersbord in de foto kan de hoek bepaald worden die het bord maakt met de auto. Zoals bij hoofdstuk 3.4.2 is beschreven kan dus aan de hand van twee opeenvolgende foto's de locatie van een bord worden benaderd. Hier is gebruik gemaakt van de volgende formule:

$$x_a = -\tan(\beta) * d / (\tan(\alpha) - \tan(\beta)) \alpha$$

Hierin is α de hoek tussen het bord en de auto in foto 1. β is de hoek tussen het bord en de auto in foto 2. d is de afgelegde afstand tussen de twee foto's. x_a is de afstand tussen de auto en de plek op de weg waar het bord parallel aan de weg staat. Op basis van een hoek en x_a kan met goniometrie ook de afstand tussen het midden van de weg en de plek van het bord bepaald worden. Deze informatie kan vervolgens worden gebruikt in combinatie met de locatie van de camera in beide foto's, uitgedrukt in rijksdriehoekskoördinaten, om de positie van het punt in kaart te brengen.

Er waren enkele problemen tijdens het onderzoek. Zo was de data niet toereikend om een feilloos model te maken. Van de ongeveer 7500 geselecteerde foto's staan maar op 2000 foto's borden. Kijkend naar de hoeveelheid klassen zijn er niet voor alle klassen genoeg foto's. Het model heeft dus meer moeite om deze borden te herkennen. Er bestaan meer dan 1000 verschillende borden [7] en het model is getraind op 80 typen.

Bovendien zijn alle foto's genomen onder dezelfde weersomstandigheden, een bewolkte dag. Als dit model gebruikt zou worden op een zonnige dag heeft het meer moeite om borden correct te herkennen. Ook zijn de foto's gemaakt net buiten het centrum van Haarlem. In andere delen van het land, centra van steden en buiten de bebouwde kom zijn andere borden te vinden, waar het model nu niet op getraind is.

Wellicht zijn er ook afwijkingen in de systemen waar nu geen rekening mee is gehouden. Zo zijn de foto's genomen door een groothoeklens die de foto's gedeeltelijk verbuigt [8]. Hierdoor kan de hoek in de

berekeningen anders zijn dan dat deze in realiteit is. Een kleine afwijking in de graden kan door goniometrie voor grote verschillen zorgen. Daarnaast is er onzekerheid over de GPS-coördinaten. Het is onduidelijk of de GPS tracker in het midden, voor in of achter in de auto zit. Dit kan enkele meters verschil veroorzaken en heeft dus ook effect op de hoek van de foto's. Daarnaast heeft de camera een bepaalde sluitertijd en tijd nodig om de foto's op te slaan. De tijdmarkering die bij elke foto staat kan het moment van opslaan van de foto's zijn. De auto is in de meeste gevallen aan het rijden, waardoor een afwijking van 0.1 seconde al voor een afwijking van een meter kan veroorzaken. Dit heeft ook weer direct effect op de hoek die gebruikt wordt in de berekeningen. Er is in het onderzoek aangenomen dat de afbeeldingen geen verbuiging veroorzaken, de GPS tracker in de camera zit en dat de tijdmarkering op de afbeeldingen op hetzelfde moment is genomen als de GPS-coördinaten.

Er is ook een andere aanpak die mogelijk tot een goed model zou komen. Zo zou er in eerste instantie alle borden op een stapel gegooid worden. YOLO zou dan alle borden detecteren als klasse "verkeersbord". Door hierna een aparte classifier te trainen op alle bestaande verkeersborden kan een onderscheid gemaakt worden tussen alle herkende borden. Door de grote diversiteit in vormen, kleuren en formaten van alle bestaande borden is er een kans dat YOLO ook borden gaat herkennen in objecten die geen borden zijn. Vanwege deze onzekerheid en een gebrek aan tijd is deze aanpak niet geprobeerd.

6. Conclusie

Het doel was om verkeersborden in Haarlem in kaart te brengen aan de hand van foto's die gemaakt zijn binnen de gemeente Haarlem. Hiervoor zijn foto's van IV-Infra gebruikt, die vervolgens geannoteerd zijn en hiermee is een model getraind dat uiteindelijk verkeersborden kan herkennen.

De resultaten van dit onderzoek tonen de effectiviteit aan van het gebruik van YOLOv5 voor het herkennen van verkeersborden. Dit

onderzoek sluit aan bij de eerdere onderzoeken die zijn gedaan op het gebied van het herkennen van verkeersborden door middel van Machine Learning en Neurale Netwerken.

Verder is er ook onderzoek gedaan naar LiDAR-technologie als een geschikt alternatief voor verkeersborddetectie. Het is eerder bewezen dat LiDAR-technologie een effectieve manier is om verkeersborden te detecteren en in kaart te brengen. Nader onderzoek wijst echter het minder geschikt was voor deze specifieke taak.

Met behulp van goniometrische berekeningen kon het onderzoek de gedetecteerde verkeersborden in kaart worden gebracht en met behulp van de NDW-database werden de berekende coördinaten geverifieerd. Deze aanpak kan worden gebruikt als referentie voor het in kaart brengen van verkeersborden in de toekomst.

Het gebruik van Machine Learning, Neurale Netwerken en tools voor datavisualisatie zijn effectief gebleken voor het herkennen en in kaart brengen van verkeersborden. Dit onderzoek draagt bij aan de voortdurende inspanningen om de veiligheid en efficiëntie van transportsystemen te verbeteren en kan worden toegepast in real-world toepassingen zoals autonome voertuigen en intelligente transportsystemen.

7. Future work

Op basis van het gedane onderzoek zijn er een aantal vervolgstappen die genomen kunnen worden. Naar waarschijnlijkheid is de beste stap die genomen worden het toevoegen van meer data. Dit kan bereikt worden door IV-infra te vragen om een aantal keer in verschillende weersomstandigheden door diverse gebieden te rijden.

In de toekomst, als het model verbeterd is, kan het model ook gebruikt worden door gemeentes om op zoek te gaan naar missende borden. Als er volgens het NDW ergens een bord hoort te staan, maar het model deze niet vindt, dan kan de gemeente controleren of dit bord kapot of gestolen is. Dit werkt ook de andere kant op, als een bord wordt herkend

dat niet in de NDW-dataset staat maar het model wel herkent, dan is dat waarschijnlijk een tijdelijk bord. Hier kan de gemeente dan kijken tot wanneer dit bord gepland is en of hij eventueel weggehaald moet worden. Op deze manier kan het model de gemeente helpen bij het onderhoud van verkeersborden.

Ook kan er aan het herkennen van bepaalde verkeersborden een actie worden doorgegeven. Bij snelheidsborden, flitspalen en gevaarlijke kruisingen kan bijvoorbeeld de auto snelheid minderen. Op deze manier zou het model bij kunnen dragen aan zelfrijdende auto's.

8. Literatuur

De literatuurlijst

- [1] Radar. (2020, 2 maart). *Veilig Verkeer waarschuwt voor gevaar van overbodige verkeersborden*. Radar - het consumentenprogramma van AVROTROS. <https://radar.avrotros.nl/nieuws/item/veilig-verkeer-waarschuwt-voor-gevaar-van-overbodige-verkeersborden/>
- [2] NDW Verkeersborden Download Service API beschrijving. (n.d.). <https://docs.ndw.nu/api/trafficsigns/nl/index.html>
- [3] Arie, L. G., PhD. (2022, 15 december). The practical guide for Object Detection with YOLOv5 algorithm. Medium. <https://towardsdatascience.com/the-practical-guide-for-object-detection-with-yolov5-algorithm-74c04aac4843>
- [4] Garg, A. (2021, 14 december). *How to Use Yolo v5 Object Detection Algorithm for Custom Object Detection*. Analytics Vidhya. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/12/how-to-use-yolo-v5-object-detection-algorithm-for-custom-object-detection-an-example-use-case/>
- [5] Theophilus, S. (2022, 26 april). *Roboflow: Converting Annotations for Object Detection*. Medium. <https://medium.com/analytics-vidhya/converting-annotations-for-object-detection-using-roboflow-5d0760bd5871>
- [6] Li, Y., & Ibanez-Guzman, J. (2020). Lidar for autonomous driving: The principles, challenges, and trends for automotive lidar and perception systems. *IEEE Signal Processing Magazine*, 37(4), 50–61. <https://doi.org/10.1109/msp.2020.2973615>
- [7] *Overzicht van verkeersborden in Nederland* | www.verkeersbordenoverzicht.nl. (n.d.). <https://www.verkeersbordenoverzicht.nl/>
- [8] Schwalbe, E. (n.d.). *Geometric modelling and calibration of fisheye lens camera systems*. Isprs.org. Retrieved January 19, 2023, from https://www.isprs.org/proceedings/xxxvi/5-w8/Paper/PanoWS_Berlin2005_Schwalbe.pdf
- [9] Gad, A. F. (2021, April 9). *Mean Average Precision (mAP) Explained*. Paperspace Blog. <https://blog.paperspace.com/mean-average-precision/>
- [10] Snegireva, D., & Perkova, A. (2021, September 1). Traffic Sign Recognition Application Using Yolov5 Architecture. IEEE Xplore. <https://doi.org/10.1109/RusAutoCon52004.2021.9537355>
- [11] Wang, J., Chen, Y., Dong, Z., & Gao, M. (2022). Improved YOLOv5 network for real-time multi-scale traffic sign detection. *Neural Computing and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-08077-5>
- [12] Wan, H., Gao, L., Su, M., You, Q., Qu, H., & Sun, Q. (2021). A Novel Neural Network Model for Traffic Sign Detection and Recognition under Extreme Conditions. *Journal of Sensors*, 2021, e9984787. <https://doi.org/10.1155/2021/9984787>
- [13] University, N. W. T. B., Try, N. W., University, B., University, F. U. B., Utaminingrum, F., Brawijaya, U., & Metrics, O. M. V. A. (2020, November 1). Speed limiting sign recognition system using histogram of oriented gradients method and K-nearest neighbor classification based on Raspberry Pi: Proceedings of the 5th International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology. ACM Other conferences. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3427423.3427430>
- [14] Rajendran, S. P., Shine, L., Pradeep, R., & Vijayaraghavan, S. (2019, July 1). Real-Time Traffic Sign Recognition using YOLOv3 based Detector. IEEE Xplore. <https://doi.org/10.1109/ICCCNT45670.2019.8944890>
- [15] Bangquan, X., & Xiao Xiong, W. (2019). Real-Time Embedded Traffic Sign Recognition Using Efficient Convolutional Neural Network. *IEEE Access*, 7, 53330–53346. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2912311>
- [16] Wali, S. B., Abdullah, M. A., Hannan, M. A., Hussain, A., Samad, S. A., Ker, P. J., & Mansor, M. B. (2019). Vision-Based Traffic Sign Detection and Recognition Systems: Current Trends and Challenges. *Sensors*, 19(9), 2093. <https://doi.org/10.3390/s19092093>

9. Bijlage

