



Bollenrevolutie 4.0

Eindrapportage werkpakket veld

Sjoerd van Vilsteren, Selwin Hageraats, Bart van Marrewijk, Ard Nieuwenhuizen

Rapport WPR-1262



WAGENINGEN
UNIVERSITY & RESEARCH

Referaat

Nederland is de belangrijkste producent en exporteur van bloembollen wereldwijd. Dit brengt strenge fytosanitaire eisen met zich mee. Een belangrijke eis betreft de mate van afwezigheid van virus in een partij. Virus is daarmee één van de grootste uitdagingen van de sector. Voor tulp zijn Tulip Breaking Virus (TBV) en Tulip Virus X (TVX) de virussen die de meeste schade aanrichten. In dit onderzoek is in vier opeenvolgende jaren met verschillende cameratechnieken (RGB en spectraal) en modelontwikkeling onderzocht, hoe ze kunnen bijdragen aan de geautomatiseerde detectie van virus in het veld. Het bleek mogelijk om via deep-learning modellen en camera's TBV en TVX in tulp te herkennen in het veld. Met kleuren camera's werd 40% van de geannoteerde symptomen gevonden. In een lab-onderzoek konden detectie nauwkeurigheden tot 86% worden behaald. Geïnfecteerde tulpen zonder zichtbare symptomen konden niet worden onderscheiden van gezonde tulpen. De Traitseeker (spectrale camera's in het veld) liet met een nauwkeurigheid van 86% zien dat er veel potentie in de extra spectrale banden zit voor TVX en TBV herkenning. Met een voorspellings-nauwkeurigheid van 93% liet de hand-held spectrometer zien, dat ook hier veel potentie in zit.

Abstract

The Netherlands holds a prominent position as the leading global producer and exporter of flower bulbs, subject to stringent phytosanitary requirements. Among these, a crucial demand involves the absence of viruses in bulb batches, with Tulip Breaking Virus (TBV) and Tulip Virus X (TVX) posing significant challenges to the tulip industry. The research spans four consecutive years, employing standard RGB and multispectral cameras to explore their potential in automated virus detection in the field. The initial year involves pre-research, testing previous data with current deep learning software. Subsequent years focus on expanding datasets representative of real-world scenarios, utilizing field setups. The newly curated dataset is used to train a model with the goal of maximizing detection accuracy. Laboratory testing with spectral cameras assesses their capability to identify TVX-infected tulips without visible symptoms. Results indicate the feasibility of using deep-learning models and cameras to identify TBV and TVX in tulips, with 40% accuracy in detecting annotated symptoms using colour cameras. In a laboratory setting, detection accuracy reaches 86%, though distinguishing infected tulips without visible symptoms remains challenging. The spectral camera in the field, demonstrates an 86% accuracy, highlighting the potential of additional spectral bands for TVX and TBV recognition. The hand-held spectrometer achieves a prediction accuracy of 93%, showing promise in virus detection.

Rapportgegevens

Rapport WPR-1262

Projectnummer: 3742275800

DOI: <https://doi.org/10.18174/644344>

Bollenrevolutie 4.0 is een vierjarig onderzoeksprogramma van de topsector Tuinbouw & Uitgangsmaterialen van het ministerie van LNV. De uitvoering van deze Publiek-Private Samenwerking ligt bij een consortium van zeven partners. Dit zijn: KAVB, Anthos, Agrisim B.V., Wageningen University & Research (WUR), Cremer Speciaal machines B.V., Machinefabriek Steketee B.V., BKD en TechNature B.V. Economic Board Greenport Duin- en Bollenstreek en Rabobank Bollenstreek dragen vanuit hun Innovatiefondsen bij aan de financiering.



Disclaimer

© 2023 Wageningen, Stichting Wageningen Research, Wageningen Plant Research, Business unit Glastuinbouw, Postbus 20, 2665 MV Bleiswijk T 0317 48 56 06, www.wur.nl/plant-research.

Kamer van Koophandel nr.: 09098104

BTW nr.: NL 8113.83.696.B07

Stichting Wageningen Research. Alle rechten voorbehouden. Niets uit deze uitgave mag worden verveelvoudigd, opgeslagen in een geautomatiseerd gegevensbestand, of openbaar gemaakt, in enige vorm of op enige wijze, hetzij elektronisch, mechanisch, door fotokopieën, opnamen of enige andere manier zonder voorafgaande schriftelijke toestemming van Stichting Wageningen Research.

Stichting Wageningen Research aanvaardt geen aansprakelijkheid voor eventuele schade voortvloeiend uit het gebruik van de resultaten van dit onderzoek of de toepassing van de adviezen.

Adresgegevens

Wageningen University & Research, BU Glastuinbouw

Postbus 20, 2665 ZG Bleiswijk

Violierenweg 1, 2665 MV Bleiswijk

T +31 (0)317 48 56 06

F +31 (0)10 - 522 51 93

glastuinbouw@wur.nl

wur.nl/glastuinbouw

Inhoud

Samenvatting	5
1 Inleiding	7
2 Methode	8
2.1 Focusgewas	8
2.2 Virus en cultivars	8
2.3 Vooronderzoek 2019	9
2.4 Uitleg bij de veldproeven	10
2.4.1 Veldproef	10
2.4.2 Cameraopstelling	12
2.4.3 Annotatie- en trainingstechnieken	13
2.4.4 Datasets	13
2.5 Proefopzet spectraal onderzoek TVX	14
2.6 Opzet onderzoek virusdetectie met Traitseeker	15
2.7 Opzet onderzoek virusdetectie handheld spectrometer	16
2.8 Businesscase	17
3 Resultaten veldproeven TBV & TVX	18
4 Resultaten spectraal onderzoek TVX	20
5 Resultaten Traitseeker	22
6 Resultaten handheld Spectrometer	23
7 Business case	24
8 Discussie	26
9 Conclusie	28
Literatuur	29
Bijlage 1 Proefopzet 2021 en 2022	30
Bijlage 2 Camera opstelling 2021 en 2022 dataset	31
Bijlage 3 Foto van opstelling camera's en belichting voor dataset van 2022	32
Bijlage 4 Coördinaten van start en einde van elke cultivar in de dataset van 2022	33

Samenvatting

Nederland is de belangrijkste producent en exporteur van bloembollen wereldwijd. Dit exportkenmerk brengt strenge fytosanitaire eisen met zich mee waaraan de sector moet voldoen. Eén belangrijke eis betreft de mate van afwezigheid van virus in een partij bollen. Dit pathogeen is daarmee één van de grootste uitdagingen van de sector. Voor het gewas tulp zijn Tulip Breaking Virus (TBV) en Tulip Virus X (TVX) de belangrijkste virussen welke de meeste schade aanrichten.

In de visie "Vitale teelt Bloembollen 2030" is precisielandbouw als één van de oplossingsrichtingen genoemd. Daarnaast zijn er vele technologische ontwikkelingen op het gebied van 'vision'(camera), robotica, kunstmatige intelligentie en big data. Deze PPS brengt deze werelden bij elkaar van kapitaalintensieve bollenteelt en techniek. Bollenrevolutie 4.0 is er dus op gericht om te kijken naar wat de nieuwste technieken kunnen betekenen voor de bollensector. In dit werkpakket kijken we naar de mogelijkheden binnen het geautomatiseerd herkennen van virussen in het veld met camera's en kunstmatige intelligentie.

Binnen Bollenrevolutie 4.0 is er voor tulp als focusgewas gekozen. Binnen het bollenareaal in Nederland neemt tulp het grootste aandeel in beslag. De doelstelling van dit project is het implementeren van de meest recente camera en deep-learning technieken ten behoeve van de ontwikkeling van geautomatiseerde virus detectie in tulpen.

In dit onderzoek zijn er met zowel standaard RGB (Rood, Groen, Blauw) camera's als multispectrale camera's onderzocht hoe deze technieken kunnen bijdragen aan de geautomatiseerde detectie van virus in het veld. In vier opeenvolgende jaren is onderzoek gedaan naar de ontwikkeling van een model om virus automatisch te herkennen. Waarin het eerste jaar is besteed aan vooronderzoek waarin data uit voorgaand onderzoek is getest met de huidige deep learning software.

In de jaren erna is er middels een veldopzet ingezet op de uitbreiding van de dataset welke meer correspondeert met de praktijk vergeleken met de dataset uit voorgaand onderzoek. Met deze nieuwe dataset is er opnieuw een model getraind met als doel een zo hoog mogelijke detectienauwkeurigheid. Tegelijkertijd is er in lab omgeving getest met spectrale camera's om de vraag te beantwoorden of deze techniek ook in staat is TVX besmette tulpen zonder symptoom te herkennen. In het laatste jaar is gekeken of spectrale beelden ook een toegevoegde waarde kunnen bieden op het veld. Hierbij is gebruik gemaakt van een hand-held spectrometer en de Traitseeker van NPEC. Als laatste is gekeken naar de economische haalbaarheid van deze techniek en waar de randvoorwaarden liggen om adoptie van deze techniek in de tulpensector te laten slagen.

De belangrijkste resultaten die uit dit onderzoek naar voren komen zijn:

- Het is mogelijk om via deep-learning modellen en camera's TBV en TVX in tulp te herkennen in het veld. Met behulp van kleuren camera's werd 40% van de geannoteerde symptomen gevonden.
- In een laboratoriumomgeving konden detectie nauwkeurigheden tot 86% worden behaald. Geïnfekteerde tulpen zonder zichtbare symptomen konden niet worden onderscheiden van gezonde tulpen.
- De Traitseeker (spectrale camera's in het veld) liet met een nauwkeurigheid van 86% zien dat er veel potentie in de extra spectrale banden zit voor TVX en TBV herkenning.
- Met een voorspellingsnauwkeurigheid van 93% liet de hand-held spectrometer zien dat er veel potentie zit in deze methode van virus detectie.

40% nauwkeurigheid is een resultaat op basis van gevonden annotaties door het model. Het effect op virusselectie in het veld kan hoger uitpakken aangezien maar één annotatie per plant nodig is om de gehele virusplant te bestrijden. Voor de resultaten met de spectraalcamera's geldt dat meer ontwikkeling nodig is om de verwerkingstijd van de data te verkleinen zodat in real-time kan worden geselecteerd op het veld.

1 Inleiding

In Nederland wordt er op meer dan 20.000 hectare bloembollen geteeld waarvan ongeveer de helft buiten de EU wordt geëxporteerd met een jaarlijkse exportwaarde van ongeveer 800 miljoen euro (Anthos, 2023; Stokkers & Jukema 2017). Daarmee is Nederland de belangrijkste producent en exporteur van bloembollen wereldwijd. Dit exportkenmerk brengt strenge fytosanitaire eisen met zich mee waaraan de sector moet voldoen. Een belangrijke eis betreft de mate van afwezigheid van virus in een partij. Dit pathogeen is daarmee één van de grootste uitdagingen van de sector. Voor het gewas tulp zijn Tulip Breaking Virus (TBV) en Tulip Virus X (TVX) de belangrijkste virussen welke de meeste schade aanrichten.

TBV behoort tot de familie van de poty-virussen, oftewel een virus die vooral door de bladluis wordt verspreid. Het bestrijden van deze vector zal met de verwachte afname van beschikbare gewasbeschermingsmiddelen een steeds grotere uitdaging worden met als gevolg een stijgende virusdruk. TVX is een virus dat behoort tot de familie van de potex-virussen. Potex virussen worden voornamelijk langs mechanische weg verspreid. Op het veld zou het door 'koppen' kunnen worden verspreid.

Het verwijderen van viruszieke planten in het veld, en daarmee het bestrijden van het virus binnen een bedrijf, is een taak die voor telers steeds lastiger wordt. Dit komt vooral door twee redenen:

- Door schaalvergroting stijgt het areaal per bedrijf wat geselecteerd (verwijderen viruszieke planten in het veld) moet worden.
- Het vinden van bekwame mensen voor deze klus is bovendien een steeds grotere uitdaging.

Daarnaast zal door een veranderend klimaat de verwachting zijn dat winters 'zachter' worden met als gevolg een hogere luizendruk in het voorjaar wat virusverspreiding verder in de hand werkt. Dit virusprobleem wat zich momenteel maar ook in de toekomst afspeelt, vraagt om fysiologische maar ook technische oplossingen waar de sector mee aan de gang kan.

In de visie "Vitale teelt Bloembollen 2030" is precisielandbouw als één van de oplossingsrichtingen genoemd. Daarnaast zijn er vele technologische ontwikkelingen op het gebied van 'vision'(camera), robotica, kunstmatige intelligentie en big data. Deze PPS brengt deze werelden bij elkaar van kapitaalintensieve bollenteelt en techniek. Bollenrevolutie 4.0 is er dus op gericht om te kijken naar wat de nieuwste technieken kunnen betekenen voor de bollensector. In dit werkpakket kijken we naar de mogelijkheden binnen het geautomatiseerd herkennen van virussen in het veld met camera's en kunstmatige intelligentie.

In 2009 is al een eerste aanzet geweest om een 'ziekzoek-module' te ontwikkelen. De software in dit apparaat wist 25% van de viruszieke tulpen te vinden (Doorn *et al.*, 2010). Aangezien dit resultaat de hogere verwachtingen niet haalde, werd er in 2010 een vervolg gestart. Hierin werd ervaring opgedaan met de verbetering van de camera's en belichting. Desondanks was het resultaat niet significant beter. In 2011 en 2012 is er verder geëxperimenteerd waarin beter resultaat werd behaald (Polder *et al.*, 2014). Na 2012 is de ontwikkeling van deze techniek min of meer gestopt. Wel is er op de achtergrond wereldwijd veel ontwikkeling geweest omtrent cameratechnieken in combinatie met kunstmatige intelligentie. Vandaar dat er in 2019 opnieuw gestart is met de ontwikkeling van het geautomatiseerd virus zoeken in het veld.

De doelstelling van dit project is het implementeren van de meest recente camera en deep-learning technieken ten behoeve van de ontwikkeling van geautomatiseerde virus detectie in tulpen.

Dit rapport doet verslag van de experimenten die zijn uitgevoerd en de resultaten die zijn behaald in het werkpakket 'veld'. Dit project heeft gelopen van 2019 tot en met 2022.

2 Methode

2.1 Focusgewas

Binnen Bollenrevolutie 4.0 is er voor tulp als focusgewas gekozen. Binnen het bollenareaal in Nederland neemt tulp het grootste aandeel in beslag. Zoals eerder in de inleiding genoemd, is de bestrijding van virus op dit moment één van de grootste uitdagingen binnen de tulpensector. Dit neemt niet weg dat de kennis en ervaring die is opgedaan in deze PPS, niet kan worden ingezet in andere bloembollen zoals lelie of hyacint.

2.2 Virus en cultivars

In dit werkpakket is gekozen voor de focus op de detectie van de virussen TBV en TVX. TBV is een virus dat door bladluis in het veld wordt overgebracht. De selectie in het veld, dat is het verwijderen van zieke planten, begint bij sommige cultivars al begin maart, ongeveer een week na opkomst. TBV laat zowel symptomen in het blad als in de bloem zien maar de mate waarin is cultivar afhankelijk. Het herkennen van TBV-symptomen is voor de beginnende selecteur een lastige klus en vereist enig ervaring. De symptomen van TBV weergegeven in Figuur 1, zijn als volgt beschreven:

Plant:

- Spichtige stand en 'kokerend' blad

Blad:

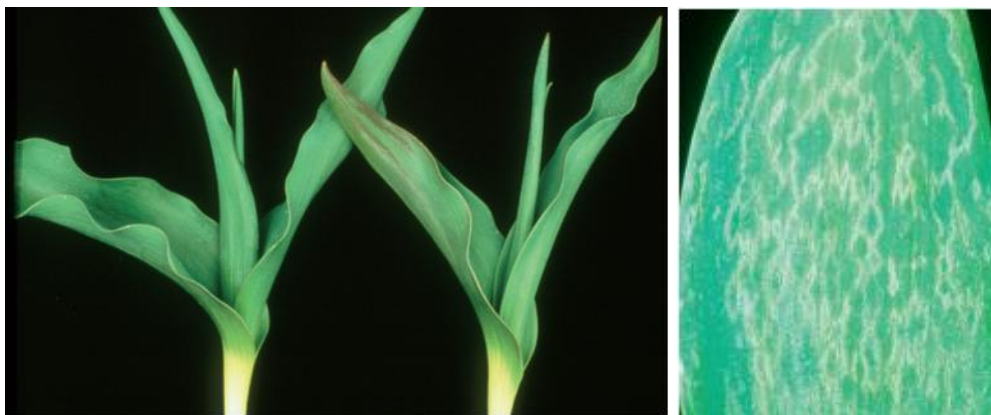
- Mozaïek beeld licht- en donkergroen
- Soms ook rood en paars verkleuring
- Grijze kringvlekken
- Ruitjespatroon

Steel:

- Licht- en donkergroen mozaïekbeeld
- Onscherp begrensde paarse vlekken

Bloem:

- Bloemkleurbreking (gevlamd) met name bij donkere tulpen goed zichtbaar
- In gele en witte soorten onduidelijk maar wel zichtbaar
- Kleurverandering van de stempel



Figuur 1 *Symptomen van TBV op blad in tulp.*

Sommige cultivars, zoals 'Strong Gold', qua areaal de grootste, laten vooral in de eerste weken na opkomst het virus goed zien. Selectie gebeurt dan op het blad. Andere cultivars laten het ziektebeeld vooral in de bloei zien. Selectie vindt dan in een later stadium plaats. Hoe eerder in het groeiseizoen een plant wordt verwijderd, des te lager de kans dat een luis het virus zal verspreiden (na infectie, zullen eerste symptomen pas in volgend seizoen vertonen). De voorkeur ligt dan ook op het zo vroeg mogelijk verwijderen van de viruszieke plant in het veld. In dit onderzoek hebben we dan ook voor zowel TBV als TVX de focus gelegd op de selectie op het blad en niet op de bloem. Aangezien het cultivar Strong Gold (gevoelig voor TBV-virus) op blad wordt geselecteerd en het grootste deel uitmaakt van het tulpenareaal in Nederland, is er met name in het begin van dit onderzoek voor dit cultivar gekozen om een model te trainen welke TBV-symptomen kan herkennen in het veld.

TVX is een virus dat niet door bladluizen wordt verspreid, maar zich via andere wegen zijn weg binnen een partij tulpen weet te vinden. Bekend is dat dit via galmijt en stromijt in de bewaring, maar ook mechanisch, dus bij het koppen van tulpen in het veld of via machines in broeierij de verspreiding plaats kan vinden (Kock, *et al.*, 2012). Ook is onlangs uit onderzoek (PPS: *Op weg naar virusvrij en afzetgericht telen*) gebleken dat TVX zich tot 8 maanden in de bodem kan overleven en mogelijk via onkruiden in een perceel kan overleven. De symptomen van TVX zijn wellicht nog moeilijker te vinden dan bij TBV aangezien ze vaak kleiner zijn en daardoor soms kunnen lijken op iets anders, zoals hagelschade, stro of condens druppels. Tegelijkertijd, zullen TVX besmette tulpen in het veld niet altijd symptomen laten zien. Dit maakt het virus soms ongrijpbaar en des te lastiger te bestrijden. Net als TBV is TVX zowel op blad als op bloem te selecteren. Ook bij TVX geldt dat er gevoelige en minder gevoelige cultivars bestaan. In dit onderzoek is gekozen voor de cultivars *Ben van Zanten* en *Barcelona* om TVX te herkennen. Van deze cultivars waren partijen beschikbaar met hoge infectie percentages, tevens geldt voor deze cultivars dat ze op het blad te selecteren zijn waardoor ze geschikt waren voor dit onderzoek.



Figuur 2 *Symptomen van TVX in tulp.*

In dit onderzoek zijn er in de jaren 2020, 2021 en 2022, veldproeven geweest om een algoritme te trainen om TBV en TVX te herkennen. Specifiek is voor het trainen van de algoritmes voor TVX, gebruik gemaakt van de cultivars *Ben van Zanten* en *Barcelona*. Voor TBV is er gebruik gemaakt van cultivar *Strong Gold* en vanaf 2021 is daar het cultivar *Parade* bij gekomen.

2.3 Vooronderzoek 2019

Doel van het vooronderzoek in 2019 was een eerste verkenning van wat de nieuwste 'deep-learning' technieken kunnen bereiken met beelden uit een bestaande dataset uit 2010. In het onderzoek kijken we op welk niveau, plant niveau of zelfs bladniveau hoe precies we met deep-learning deze ziekte effecten kunnen detecteren. Op basis van dit vooronderzoek is bepaald wat er in de jaren erna nodig is om het model verder te trainen en te verbeteren. In Figuur 3 is de cameraopstelling weergegeven van het onderzoek uit 2012.



Figuur 3 Camera opstelling gebruikt in onderzoek 2012.

2.4 Uitleg bij de veldproeven

Bij het trainen van kunstmatige intelligentie geldt dat wat je er aan informatie in stopt, je ervoor terugkrijgt. Zoals eerder benoemd, is het herkennen van virus in het veld een ingewikkelde klus welke voor zelfs ervaren ziekzoekers nog moeilijk kan zijn. Een selecteur of keurmeester kan aan het einde van de dag zijn uitgeput en daardoor minder goed zijn werk uitvoeren. Een geautomatiseerd systeem met behulp van camera's en kunstmatige intelligentie zou in theorie constant werk moeten kunnen leveren. Het succes van het herkennings-model hangt dus af van voldoende en juiste informatie. In dit project is gekozen voor een nauwe samenwerking met de BKD en de keurmeesters die in dit bedrijf actief zijn. Zodoende hebben we geprobeerd de kennis en kunde van een ervaren keurmeester als input te gebruiken voor het model.

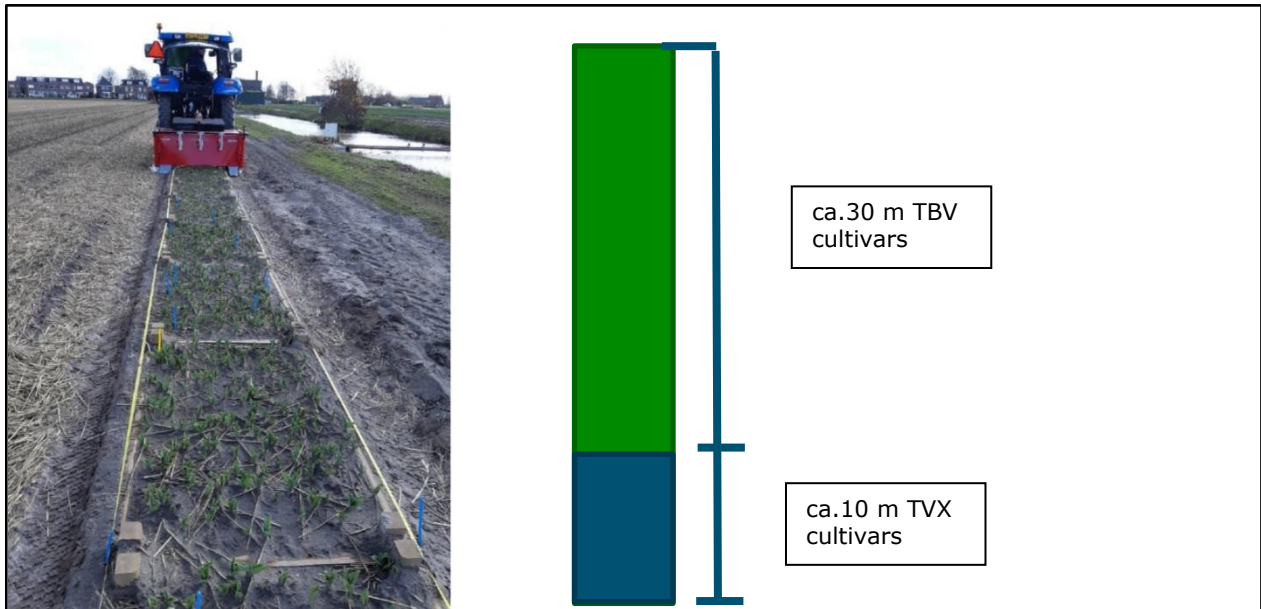
2.4.1 Veldproef

In het najaar van 2019 is er op het perceel van *Firma A.T. Zeestraten* (Hillegom) een bed geplant van ca 40 meter. Een kwart hiervan was geplant met de cultivars *Barcelona* en *Ben van Zanten* voor het aandeel in TVX, de rest met *Strong Gold* voor het TBV gedeelte. In alle veldproeven binnen dit project is er voor gekozen om de TVX cultivars in houten broeibakken (1,20m x 1,80m) te planten om besmetting naar het perceel te voorkomen (Figuur 4).



Figuur 4 planten van de TVX bollen in bakken.

Via de BKD zijn er partijen bollen geselecteerd met een relatief hoog percentage virus. Door middel van geselecteerde partijen weten we zeker dat er voldoende symptomen zichtbaar zijn om het model te trainen. De bedoeling was om aan het begin van het proefveld een deel met getoetste bollen zonder virus te planten. Zodoende kan er een grondwaarheid ("ground truth") worden gecreëerd voor het model. Aangezien dit tot hoge kosten voor ELISA toetsen zou leiden (uitsluiten van aanwezigheid virus) en veel doorlooptijd in het lab, is hier uiteindelijk niet voor gekozen.



Figuur 5 Proefopzet veld 2020.

Om gemakkelijker en tevens de juiste planten te vinden met virus symptomen tijdens het annotatie proces oftewel het aanwijzen van symptomen aan het model, heeft van opkomst tot bloei op wekelijkse basis een keurmeester van de BKD de viruszieke planten gemarkeerd met een blauwe (TVX) of gele (TBV) stok. Zodoende is als input van het model het niveau van een ervaren BKD keurmeester gehanteerd.

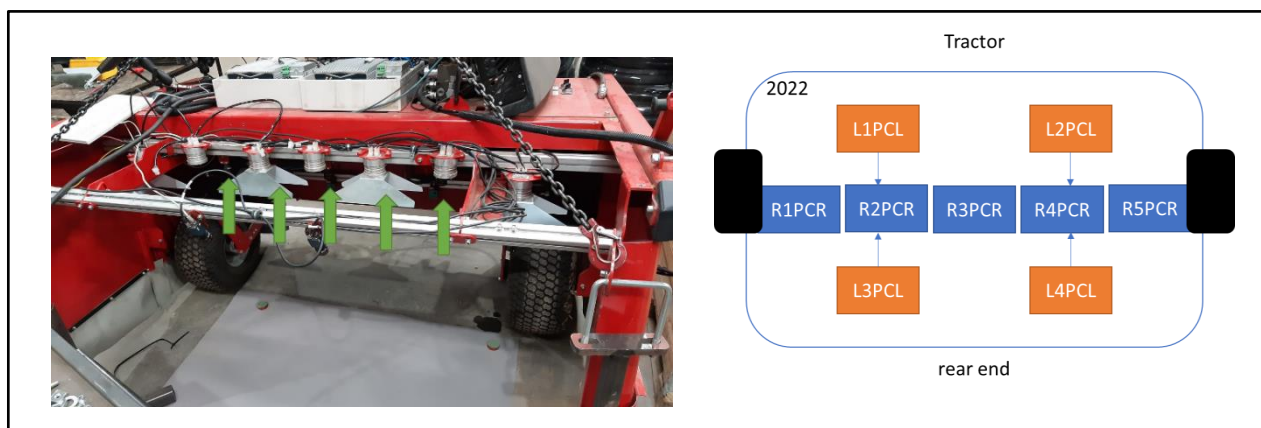
Nadat de keurmeester de planten elke week (van opkomst tot bloei, rond maart tot eind april) had gemarkeerd is er in dezelfde weken met een aan de trekker gemonteerde camera opstelling (Figuur 6 & 7) geleverd door Steketee (partner binnen Bollenrevolutie 4.0), over het bed gegaan om het bed met tulpen uitvoerig in beeld te brengen. Via deze weg hebben we van opkomst tot bloei vanuit verschillende hoeken het bed met tulpen vastgelegd. In alle veldproeven is er een opname moment geweest na het koppen van de tulp met en zonder stokken. Er is geen focus geweest op het vastleggen van virussymptomen in de bloem.

De proefopzet van 2020 verschilde in principe niet veel met die van 2021 en 2022. Het grootste verschil is de locatie op het perceel en het aandeel van cultivar *Parade* (voor TBV) in 2021 en 2020 ten opzichte van *Strong Gold*. Daarnaast is het bed elk jaar langer geworden wat o.a. mogelijk werd door de vermeerdering gedurende het project. Ook zijn er in 2022 verschillende plantdichtheden getest. Ook is er in 2021 een gedeelte niet gemarkeerd met stokken om te testen of het model een 'vooroordeel' creëert op planten met stok. Zie Bijlage 1 voor indeling proefbed 2021 en 2022.

2.4.2 Cameraopstelling

Binnen dit werkpakket zijn de bedrijven BKD en Machinefabriek Steketee BV. (hierna: Steketee) actief geweest. BKD zorgt voor de kennis met betrekking tot virus en Steketee levert als bijdrage een opnameapparaat welke achter een trekker kan worden gehangen. Het apparaat betreft een licht dichte bak waaronder tot 15 1,58mp (1446x1088) camera's (Mako G-158C) hangen en is uitgerust met lampen voor de kunstmatige belichting. De camera opstelling is verdeeld onder camera's in de bak en daar buiten, waarbij de camera's in de bak zowel in een hoek van 45 graden zijn gehangen als recht naar beneden. Zodoende kunnen zo veel mogelijk planten met een zo breed mogelijk perspectief vastgelegd worden. Zoals in Figuur 6 aangegeven, hangen 3 camera's aan de buitenkant van de opnamebak. Hiermee hebben we de mogelijkheid om zowel beelden van onder de bak (kunstlicht) als buiten de bak (zonlicht) te gebruiken om het model te trainen.

Omdat het vinden van virussymptomen in tulp een precieze klus is, hebben we in het veldonderzoek van 2021 aanpassingen gedaan aan de opnamebak. Hierbij is de belichting dusdanig verbeterd zodat er camera's met een hogere resolutie (van 1,58MP naar 5MP, GET MER-503-20GC-P) gebruikt konden worden. De opnamebak bevatte 2 computers om de data in op te slaan. Aangezien er in 2021 nog steeds schaduw in de dataset voorkwam, is er in 2022 een diffuus scherm voor de lampen gehangen om het licht in de bak beter te verspreiden.



Figuur 6 Camera opstelling in de opnamebak, met rechts de verdeling van de camera's. Lampen en camera's wijzen recht naar beneden om schaduwwerking tegen te gaan.



Figuur 7 Opnamebak achter de trekker.

2.4.3 Annotatie- en trainingstechnieken

Nadat de beelden zijn opgenomen en opgeslagen werd de annotatie op kantoor door gewasonderzoekers uitgevoerd. Het annoteren (aanwijzen van symptomen aan model) bleek in 2020 een lastige klus te zijn, mede vanwege de te lage resolutie camera's. Er is toen veel discussie geweest over de dataset waarbij de interactie tussen de onderzoekers en de BKD heeft gezorgd voor beter input kwaliteit voor het model. In 2021 is besloten om on-the-field annotatie uit te voeren. Dit hield in, dat op het veld de onderzoeker in samenwerking met de keurmeesters de annotatie kon worden uitgevoerd om zodoende zeker te zijn van de input. Door de te late levering van de benodigde schermen is dit plan niet doorgegaan. Wel is er voor gekozen om het merendeel van de dataset alsnog in samenwerking met de keurmeesters uit te voeren om kwaliteit van de annotaties te garanderen.

Het software programma dat is gebruikt voor de annotatie en training is *LabelIng*. Er is gekozen voor een standaard YOLO5x architectuur.

2.4.4 Datasets

De RGB-dataset bestaat uit 4 verschillende sub-datasets, namelijk van de jaren 2012, 2020, 2021 en 2022.

2012

De "2012 dataset" is opgenomen met de opstelling in Figuur 3. Deze beeldverwerving-opstelling was uitgerust met twee 1,58 MP RGB-camera's en één 5 MP RGB-camera. Er werden drie verschillende variëteiten geplant en gefotografeerd: Yokohama, Monte Carlo en Barcelona. Helaas is niet bekend welke variëteit op de afbeelding staat. De tulpen vertoonden voornamelijk paarse TBV-symptomen. Dit resulteerde in een dataset van 821 afbeeldingen. Destijds werd beeldverwerking voornamelijk uitgevoerd met behulp van traditionele computervisie, inclusief met de hand gemaakte kenmerken.

2020

Vanwege de verschillende gedeeltes in de proefopzet werd de dataset opgesplitst in twee delen: de "kisten (tvx)" dataset en de "stro" dataset. De "kisten" dataset bevatte voornamelijk TVX-symptomen en de "stro" dataset voornamelijk TBV-symptomen. Deze "stro" dataset is twee keer geannoteerd om de prestaties te verbeteren. Dit betekent ook dat de annotaties van de "stro" dataset van hogere kwaliteit zijn. De resultaten in 2020 toonden aan dat de prestaties verbeterden door 50% van de 2012 dataset toe te voegen. Echter, bij een nadere inspectie van de 2012 dataset bleek ook dat sommige annotaties twijfelachtig zijn. Het aantal annotaties in de 2012 dataset werd aangevuld door studenten, maar op sommige punten werden ook stresssymptomen ("paars") geannoteerd. Hierdoor werden hoge nauwkeurigheden behaald omdat alle paarse symptomen werden gedetecteerd, maar het is discutabel of deze correct zijn.

2021

Na de analyse van de dataset in 2020 is er besloten om de cameraresolutie te verbeteren. De Mako G-158 camera's werden vervangen door negen 5 MP camera's (MER-503-20GC-P), elk uitgerust met een 8 mm Kowa lens (LM8JC5MC). In deze opstelling is de cameranummering en configuratie anders dan in 2020 (zie Bijlage 2). Er werden twee computers geïnstalleerd om de verhoogde gegevensbandbreedte te verwerken. Dit wordt aangeduid met "PCL=PC Links" of "PCR=PC Rechts". Vanwege de twee computers is de timing iets anders. Bijvoorbeeld, afbeeldingen die op dezelfde trigger zijn gemaakt, kunnen tijdstempels hebben die ± 1 seconde van elkaar verschillen.

2022

In 2022 werd de Steketee-opstelling uitgerust met een RTK-GNSS positie signaal. De exacte coördinaten van de variëteiten zijn te vinden in Bijlage 4. Door middel van het gps-signaal kan een tulpenplant over tijd worden gevolgd. Dezelfde camera's als in 2021 werden gebruikt, maar met een iets andere configuratie. De lampen die eerder onder een hoek van 45 graden waren bevestigd, waren nu gekanteld om het veld van bovenaf te verlichten, waardoor de hoeveelheid schaduw op de bladeren werd verminderd (Bijlage 3). Dit resulteerde in een klein verlies van licht, wat gecompenseerd werd door een hogere gain-instelling (versterking) op de camera's. De hogere gain-instelling zorgde voor enige overbelichting op de achtergrond, maar door gebruik te maken van de nieuwe opstelling kon meer contrast op de bladeren creëren (Figuur 8).



Figuur 8 voorbeelden van RGB-beelden in de verschillende jaren.

2.5 Proefopzet spectraal onderzoek TVX

In werkpakket veld zijn meerdere wegen ingeslagen om de mogelijkheden omtrent geautomatiseerde virusdetectie te verkennen. TVX is een virus welke na infectie niet altijd symptomen laat zien. Dit maakt de selectie ervan lastig. Naast het veldonderzoek met RGB (Rood, Groen, Blauw) kleurencamera's is er in 2020 en 2021 een experiment opgezet om de detectie van TVX met spectraalcamera's te herkennen. Hiermee is geprobeerd een antwoord te geven op de vraag of een TVX-geïnfecteerde plant zonder symptomen wel zichtbaar is met behulp van een spectraal beeld. De hypothese luidt dat een geïnfecteerde plant verschilt in reflectiewaarde ten opzichte van een gezonde plant en hierdoor te onderscheiden valt. Technisch gezien is het lastig om buiten op het veld een proef uit te voeren met spectraalcamera's. Daarom is besloten om dit potexperiment in een lab omgeving uit te voeren.

In 2020 is voor het eerst een dataset verzameld van spectrale afbeeldingen van tulpen met en zonder zichtbare TVX infectie. Deze dataset bestond uit spectrale afbeeldingen opgenomen met Specim FX10 en FX17 camera's. Samen beslaan deze camera's het golflengtegebied van 400 tot 1700 nm. De opstelling die gebruikt is in 2020 liet het niet toe om de afbeeldingen van de FX10 en FX17 camera's aan elkaar te correleren om zo beide golflengte gebieden tezamen te gebruiken. Bovendien was op die dataset tot nog toe geen structurele analyse uitgevoerd.

In 2021 hadden we een nieuwe opstelling tot onze beschikking, waar de FX10 en FX17 automatisch achter elkaar hetzelfde object scannen. Met deze nieuwe opstelling is dit jaar een tweede dataset opgenomen op een totaal van 238 tulpen. Wat betreft spectrale beeldvorming in een laboratoriumomgeving zijn er in 2021 twee onderzoeken uitgevoerd: structurele analyse op de dataset van 2020 en de opname en structurele analyse van een nieuwe dataset.

Voor de metingen in 2020 zijn er van 132 tulpen van het cultivar *Barcelona* spectrale foto's gemaakt. Deze tulpen zijn op basis van visuele inspectie geclassificeerd in groepen van 66 gezonde en 66 zieke planten. In 2021 is er een set van 238 tulpen vastgelegd. Deze keer waren de tulpen welke geen ziektebeelden vertoonde getest op virus doormiddel van PCR. Hieruit zijn Cq (Quantitation cycle) waardes gekomen waaruit de mate van infectie kon worden vastgelegd.

Elke tulp is vervolgens van meerdere kanten gefotografeerd om een goed gemiddelde van de reflectiewaardes te kunnen berekenen. Uit deze data is een classificatiemodel getraind (LDA, Lineair Discriminant Analyses) waaruit moet blijken of het spectrale beeld de infectie kan herkennen.

2.6 Opzet onderzoek virusdetectie met Traitseeker

Naast metingen in een laboratoriumomgeving is er ook voor het eerst een dataset met spectrale afbeeldingen opgenomen in het veld. Dit is gedaan met de Traitseeker van NPEC, voorheen genaamd 'FieldExplorer' (Figuur 9). Deze verrijdbare machine is uitgerust met zowel een FX10 (400 nm-1000 nm) als FX17 (900 nm-1700 nm) (zelfde camera's als lab-experiment) en registreert tijdens het rijden nauwkeurig de GPS coördinaten van het gescande gebied. De Traitseeker is ook uitgerust met RGB en LiDAR camera's maar deze zijn niet gebruikt voor de detectie. Wel zijn de RGB beelden gebruikt voor de annotatie. Door voor het rijden de locaties van zieke tulpen met een GPS stok te registreren is het mogelijk stukken uit de spectrale afbeeldingen te halen waarvan vaststaat dat er zieke tulpen in staan. In totaal is er op drie dagen gemeten op de tulpenbedden, met elk een week ertussen (eerste meting 13 april).



Figuur 9 Traitseeker van NPEC, voorheen bekend als Field Explorer.

Om een model te trainen welke de spectrale kenmerken van een virussymptoom in tulp herkent, zijn betrouwbare annotaties van de werkelijkheid nodig. Er is gekozen om polygonale annotaties te maken op bladniveau en vergelijkbare polygonen van dezelfde grootte aan te brengen op gezonde bladeren. Aangezien de RGB-beelden, gereconstrueerd uit de Vis-NIR spectrale beelden, niet genoeg resolutie hadden om symptomen te herkennen, werden de gereconstrueerde RGB-beelden eerst geregistreerd met beelden uit de Steketee-opstelling op basis van hun respectieve GPS-coördinaten. Vervolgens konden de symptomen worden herkend op de Steketee-beelden en geannoteerd worden op de RGB-beelden die gereconstrueerd waren uit de TraitSeeker-gegevens. Een voorbeeld van een gereconstrueerd RGB-beeld, het bijbehorende Steketee-beeld en enkele annotaties wordt getoond in Figuur 10.



Figuur 10 RGB-beeld genomen door een van de camera's op de Steketee-beeldverwerving-opstelling (links) en het overeenkomstige RGB-beeld gereconstrueerd uit een Vis-NIR spectrale afbeelding opgenomen door de TraitSeeker (rechts). Verschillende polygonale annotaties van TBV symptomen worden weergegeven in oranje op de afbeelding aan de rechterkant.

In totaal werden 265 polygonen geannoteerd op gezonde bladeren en 172 polygonen op TBV-symptomen. Er konden niet genoeg TVX-symptomen worden gevonden om een bruikbare dataset te verkrijgen, dus is er gekozen om alle analyses enkel te richten op TBV-detectie.

Het detectieprobleem werd aanvankelijk benaderd als een spectraal classificatieprobleem, waarbij gemiddelde reflectiespectra van een bepaald gebied geclassificeerd moesten worden als afkomstig van een gezonde tulp of een tulp met zichtbare TBV-symptomen. Om een dataset te verkrijgen voor het trainen van een dergelijk classificatiemodel, werden spectra berekend binnen alle geannoteerde polygonen en kregen ze de bijbehorende annotatielabels toegewezen. Alle spectra werden genormaliseerd tot een integraal van één en gladgestreken met een Gaussische filter ($\sigma \approx 16$ nm). Deze dataset werd vervolgens gebruikt om een reeks LDA-classificatiemodellen te trainen, valideren en testen.

Om de vereisten van deze modellen te onderzoeken wat betreft spectrale resolutie, werd de spectrale data verlaagd naar 8, 9 en 25 spectrale kanalen, in overeenstemming met enkele gangbare ontwerpen van multispectrale camera's. De degradatie van de spectrale data werd gedaan door hypothetische (Gaussische) transmissiecurves te berekenen voor elk nieuw spectraal kanaal met een FWHM van ongeveer 23 nm bij degradatie naar 8 of 9 kanalen, en een FWHM van ongeveer 12 nm bij degradatie naar 25 kanalen. Deze transmissiecurves werden vervolgens vermenigvuldigd met de genormaliseerde, gladgestreken spectra om te komen tot de spectrale gedegradeerde datasets.

2.7 Opzet onderzoek virusdetectie handheld spectrometer

In het voorjaar van 2022 is er geëxperimenteerd met een handheld spectrometer (Felix Instruments F750). De spectra werden in 2022 op twee verschillende dagen op dezelfde tulpenbedden opgenomen als die werden gefotografeerd door de Steketee-opstelling en de TraitSeeker. Op de eerste meetdag (25 maart) waren de tulpen nog klein en kon de variëteit geïnfecteerd met TVX nog niet worden geanalyseerd. In plaats daarvan werden 33 tulpen met TBV-symptomen en 33 tulpen zonder enige ziektesymptomen geselecteerd, en werden er drie spectra verkregen voor elke plant. Op de tweede meetdag (26 april) waren de tulpen al veel groter, waardoor het mogelijk was om spectra te verkrijgen van tulpen met zowel TBV- als TVX-symptomen. In totaal werden spectra verkregen van 163 tulpen, waarvan er 83 geen symptomen vertoonden, 43 TBV-symptomen vertoonden en 39 TVX-symptomen vertoonden.

De spectrometer heeft een spectraal bereik van 310-1100 nm en een spectrale resolutie van 8-13 nm (afhankelijk van de golflengte). De bladeren werden op het circulaire raam aan de bovenkant van het instrument gedrukt, zodat het hele raam bedekt was bij elke meting. Een zwart stuk papier werd op het blad gedrukt als achtergrond. Elke meting, inclusief de witte referentiemeting, duurde ongeveer vijf seconden. Net als bij de gegevens van de spectrale camera werden classificatiemodellen getraind volgens het principe van LDA en gevalideerd volgens een 10-voudige cross-validatieprocedure. De spectra werden alleen voorbewerkt met een Gaussische filter ($\sigma \approx 14$ nm), aangezien normalisatie de prestaties van het model leek te verminderen.

2.8 Businesscase

In 2021 is samen met de klankbordgroep en Steketee verkend onder welke randvoorwaarden de virus zoekoptie met de kleurencamera uit het veldonderzoek (WP1) van Bollenrevolutie 4.0 interessant kan worden voor de telers.

In de gesprekken met de klankbordleden (telers & exporteurs) is er gevraagd naar:

1. Wat is de probleemstelling?
2. Wat zijn de kwaliteitseisen en/of wensen van een geautomatiseerd detectie systeem?
3. Wat is de capaciteitseis?
4. Wat is een indicatie voor exploitatiekosten van autonome virus detectie?

Resultaten zijn weergegeven in Hoofdstuk 3.

3 Resultaten veldproeven TBV & TVX

In de jaren 2020, 2021 en 2022 hebben we de beschikbare en nieuwe verkregen data gebruikt om het detectiemodel te trainen met als doel een zo hoog mogelijke detectienauwkeurigheid. In 2020 viel de nauwkeurigheid van het model tegen. De camera beelden leken niet geschikt genoeg voor de nauwkeurige annotatie die bij virus in tulpen is vereist.

In 2021 werd in eerste instantie het model getraind met behulp van alle beschikbare annotaties. Vervolgens is er geëxperimenteerd met het trainen van het model op basis van alleen duidelijk waarneembare symptomen in de dataset, in de hoop dat dit de prestaties zou verbeteren. Helaas leidde deze aanpak niet tot betere resultaten, zoals bleek uit de lagere f-score voor de 'duidelijk zichtbare symptomen'. Daarom hebben we besloten om de dataset van het jaar 2012 toe te voegen aan ons trainingsmateriaal, wat resulteerde in een betere detectieprestatie.

Om de prestaties verder te verbeteren, hebben we de dataset nogmaals uitgebreid met de data van 2012, waarbij we een gelijke verhouding van onze eigen dataset en die van 2012 hebben aangehouden (50%-50% verhouding op basis van het totaal aantal annotaties). Deze aanpak leidde tot het beste resultaat tot op dat moment, waardoor we terugkeerden naar de oorspronkelijke dataset met zowel duidelijke als minder duidelijke symptomen, wat resulteerde in de hoogste score (Tabel 1).

Tabel 1 *Vergelijking van meerdere yolov5-modellen op 2021 dataset met annotaties van 2012. 3 verschillende modellen zijn getraind. Het laatste model is getraind als een enkele klasse met bijsnijden en schoonmaken.*

	Virus	Images	Labels	Precision	Recall	f-score
Normale resolutie afbeelding	Beide	535	285	0.0407	0.174	0,07
	TVX		16	0.0628	0.154	0,09
	TBV		272	0.0186	0.195	0,03
Afbeelding opgedeeld in stukken	Beide	535	285	0.397	0.332	0,36
	TVX		16	0.663	0.308	0,42
	TBV		272	0.132	0.357	0,19
Zowel afbeelding in stukken als TVX en TBV als 1 klasse	-	535	285	0.287	0.301	0,29

Recall = de ware positieven / de ware positieven + foute negatieven, hoeveel annotaties zijn gevonden.

Precision = de ware p / tp+fp, hoeveel van de voorspelde annotaties daadwerkelijk juist zijn.

f-score = Combinatie van recall and precision ($2 * \text{precision} * \text{recall} / (\text{precision} + \text{recall})$)

Bij het visualiseren van meerdere annotaties ontdekten we dat deze niet consistent waren. Soms werd een annotatie gemaakt bij een afbeelding, maar werd dezelfde plant in een andere afbeelding niet geannoteerd. Om de consistentie te verbeteren, is er met een softwareprogramma nagegaan of de annotaties correct waren. Met behulp van dit annotatiehulpmiddel zijn alle annotaties bijgewerkt. De resultaten hiervan zijn in Tabel 2 te vinden. Aangezien TBV zich niet altijd enkel door vlekken op het blad laat zien maar ook andere kenmerken, zoals geknepen blad of paars blad, geeft zijn er extra klassen toegevoegd om verschillende symptomen te onderscheiden. Echter, zoals de tabel laat zien, is het aantal "tbv_geknepen" of "tbv_paars" klein. Als gevolg hiervan is de precisie en recall relatief laag.

Tabel 2 Trainingsresultaten voor verbeterde annotaties met meerdere klassen.

Klasse	Images	Labels	Precision	Recall
all	838	1146	0.224	0.303
tvx		85	0.305	0.459
tbv_vlekken		946	0.286	0.476
tbv_geknepen		83	0.253	0.217
tbv_rode_rand		32	0.0506	0.0625

Gezien het feit dat het resultaat niet beter werd bij het toevoegen van meer klassen, hebben we besloten om door te gaan met het trainen van het model als één enkele klasse. De resultaten met de bijgewerkte en aanvullende annotaties zijn in Tabel 3 weergegeven. Hoewel de resultaten zijn verbeterd, blijft de f-score op 0.4, wat in essentie betekent dat ongeveer 40% van de virus symptomen kon worden gedetecteerd.

Tabel 3 Trainingsresultaten voor verbeterde annotaties in enkele klassen.

Klasse	Images	Labels	Precision	Recall
new_annotations	838	1146	0.391	0.4
old_annotations	535	285	0.287	0.301

Na trainen van het model weet deze tot op heden een precisie van 0.4 te halen. Dit houdt in dat 40% van de annotaties worden gevonden door het model. Dit getal lijkt laag maar als blijkt dat per 2 annotaties, 1 annotatie op een blad wordt gevonden hoeft dat voor de bestrijding van de zieke plant geen probleem te zijn. Daarnaast komt een afbeeldingen meerdere keren tevoorschijn. Mocht de afbeelding de 1^e keer gemist worden dan zal het in de volgende afbeelding mogelijk wel werken. In de afbeelding hieronder zijn twee op één volgende afbeeldingen te zien. Het model is hierbij getraind op de dataset van 2021 en toegepast op de 2022 dataset. Het rode vierkantje geeft hieronder in beide beelden de TBV symptomen weer. Ondanks de lagere F-score is het model wel in staat om ziektes te detecteren. Nadere inspectie toonde aan dat het model vooral moeite heeft met jonge planten.



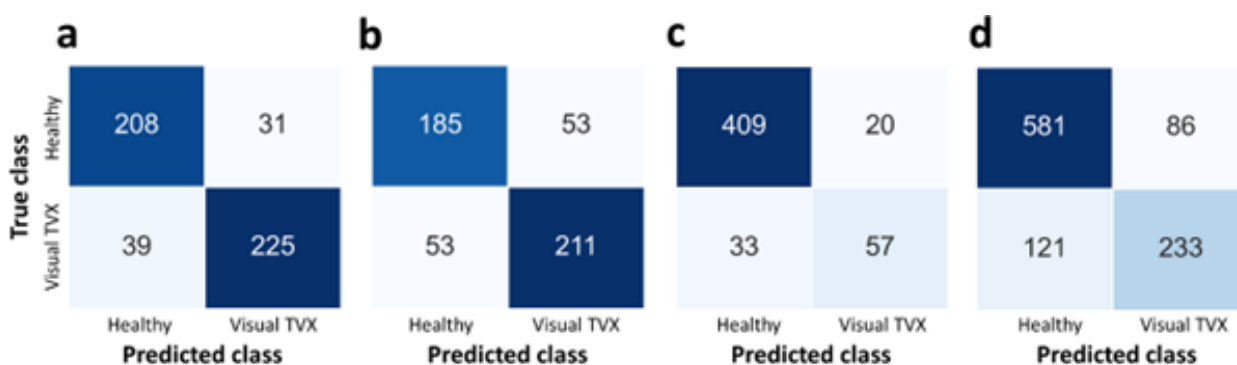
Figuur 11 Door model gevonden symptoom (rood vakje) in twee op één volgende foto's.

4 Resultaten spectraal onderzoek TVX

De eerste twee LDA-classificatiemodellen zijn uitsluitend getraind op de dataset van 2020 en hadden als doel onderscheid te maken tussen tulpen met (Visuele TVX) en zonder visuele symptomen (Gezond). Figuur 12(a) toont de verwarringsmatrix van het model voor gemiddelde spectra verkregen via handmatige segmentatie van bladmateriaal. Figuur 12(b) toont de verwarringsmatrix van het model voor gemiddelde spectra verkregen via geautomatiseerde segmentatie van plantmateriaal op basis van tint. Een derde classificatiemodel is getraind op de automatisch gesegmenteerde serie van 2021, terwijl een vierde model is getraind op de gecombineerde, automatisch gesegmenteerde series van 2020 en 2021. Voor de serie van 2021 werd de aanwezigheid van visuele symptomen afgeleid uit wel of geen PCR-test van de tulp. De verwarringsmatrices voor deze twee classificatiemodellen worden getoond in Figuur 12c en d.

Om te onderzoeken of deze classificatiemodellen ook in staat zijn om geïnfecteerde tulpen zonder symptomen te onderscheiden van geïnfecteerde tulpen met symptomen en tulpen zonder TVX-infectie, kreeg elke tulp uit de meetserie van 2021 een klasselabel op basis van de aanwezigheid van visuele symptomen of hun Cq-waarde (Gebruikt om het 'Cycli-nummer' te beschrijven waarbij het fluorescentiesignaal van een PCR-reactie een specifieke drempelwaarde bereikt en kan worden gebruikt om de hoeveelheid DNA of RNA in een monster te kwantificeren). Tulpen waarbij visuele symptomen werden waargenomen en tulpen met een Cq-waarde lager dan 20 werden geclassificeerd als 'ziek', terwijl tulpen met een Cq-waarde tussen 20 en een variabele bovengrens L_u van 34, 36, 38 of 40 werden geclassificeerd als 'geïnfecteerd', en tulpen met een Cq-waarde hoger dan of gelijk aan deze variabele bovengrens werden geclassificeerd als 'gezond'. De verwarringsmatrices voor deze ternaire classificatiemodellen worden getoond in Figuur 13, terwijl het histogram van Cq-waarden wordt getoond in Figuur 14.

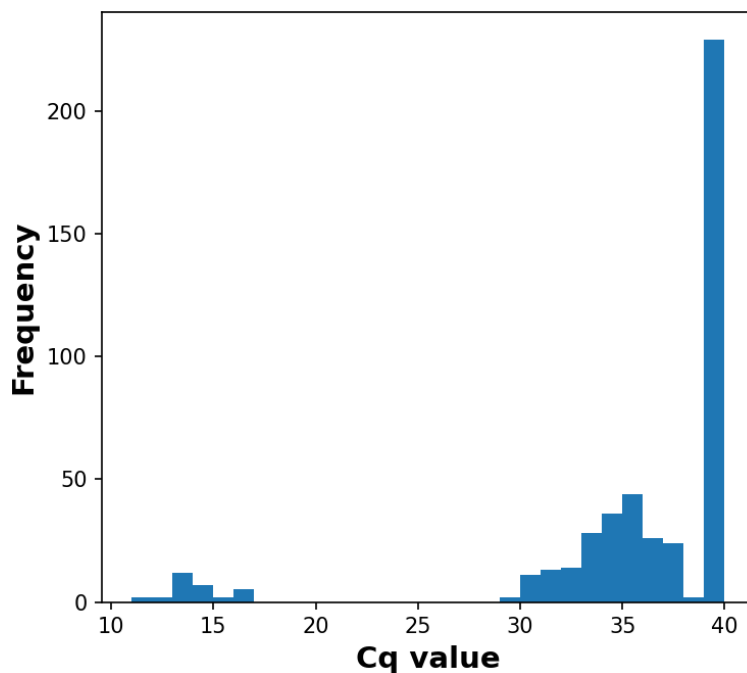
Uit de verwarringsmatrices die worden getoond in Figuur 12 blijkt dat spectrale beeldvorming in het Vis-NIR-bereik (400-1000 nm) wel degelijk in staat is om onderscheid te maken tussen gezonde tulpen en tulpen met TVX-symptomen. De nauwkeurigheid hangt echter sterk af van de segmentatiebenadering, evenals de balans tussen de klassen en het aantal variëteiten waarop de modellen zijn getraind en getest. Met name de handmatige segmentatiebenadering levert aanzienlijk hogere nauwkeurigheid (0,86) dan de geautomatiseerde segmentatiebenadering (0,79). Er wordt verwacht dat de handmatige segmentatiebenadering gereproduceerd kan worden op geautomatiseerde wijze met behulp van deep learning, maar dit valt buiten de scope van dit project. Klassenongelijkheid is een meer fundamenteel probleem, waarvan een voorbeeld te zien is in Figuur 12c en d. De mogelijkheid van spectrale beeldvorming om onderscheid te maken tussen gezonde, geïnfecteerde en zieke tulpen is twijfelachtig, zoals te zien is in Figuur 13. Gezonde en geïnfecteerde tulpen vertonen spectrale gelijkenis, wat resulteert in een slechte prestatie van het model bij het onderscheiden van tulpen uit deze twee klassen.



Figuur 12 Verwarringsmatrices van de classificatiemodellen getraind op a) de handmatig gesegmenteerde dataset uit 2020, b) de automatisch gesegmenteerde dataset uit 2020, c) de automatisch gesegmenteerde dataset uit 2021, en d) de gecombineerde, automatisch gesegmenteerde datasets uit zowel 2020 als 2021.

	a			b			c			d		
True class	Predicted class			Predicted class			Predicted class			Predicted class		
	Healthy	Infected	Diseased	Healthy	Infected	Diseased	Healthy	Infected	Diseased	Healthy	Infected	Diseased
	313	30	18	217	51	13	149	74	8	144	75	8
Infected	51	10	7	86	51	11	80	103	15	85	102	15
Diseased	27	4	59	22	10	58	15	17	58	16	16	58

Figuur 13 Verwarringsmatrixen voor ternaire LDA-classificatie tussen Gezonde tulpen ($Cq \geq L_u$), Geïnfecteerde tulpen ($29 \leq Cq < L_u$), en Zieke tulpen ($Cq < 29$). Modellen werden alleen getraind op de automatisch gesegmenteerde gegevens van 2021 voor L_u -waarden van 34 (a), 36 (b) en 40 (d).

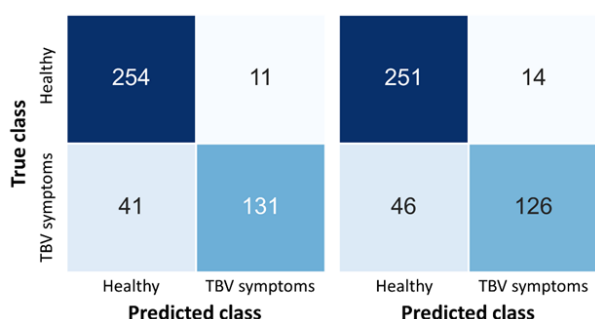


Figuur 14 Histogram van alle Cq -waarden gemeten voor de tulpen die werden gefotografeerd tijdens de meetreeks van 2021.

5 Resultaten Traitseeker

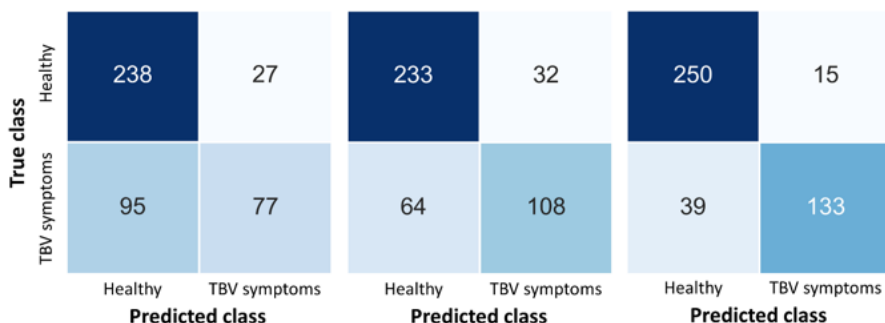
Twee initiële LDA (Lineair Discriminant Analyses)-modellen zijn getraind en gevalideerd op de dataset. Het eerste model werd getraind en gevalideerd via een willekeurige '10-fold cross-validatieaanpak, waarbij sets voor training en validatie willekeurig werden geselecteerd zonder rekening te houden met de locatie in het tulpenbed. Het tweede model werd getraind en gevalideerd via een onafhankelijke 10-fold cross-validatieaanpak, waarbij de monsters van elke validatieset werden geselecteerd uit een enkel doorlopend deel van het tulpenbed, terwijl trainingsmonsters alleen werden gekozen uit de overige delen. Met verschillende tulpencultivars aanwezig in het tulpenbed, geeft deze aanpak een indruk van hoe het model presteert wanneer het wordt toegepast op een dataset met een volledig andere cultivars.

De verwarringsmatrices voor beide validatiebenaderingen worden getoond in Figuur 15. Er werd een algehele nauwkeurigheid van 88% gevonden voor de willekeurige validatieaanpak en 86% voor de onafhankelijke validatieaanpak.



Figuur 15 Confusiematrices van twee LDA binaire classificatiemodellen die de TBV-status van tulpen voorspellen op basis van gemiddelde Vis-NIR reflectiespectra. De matrix aan de linkerkant toont de resultaten van 10-voudige cross-validatie op willekeurig geselecteerde validatiesets, terwijl de matrix aan de rechterkant de resultaten laat zien van 10-voudige cross-validatie op validatiesets die elk zijn geselecteerd uit een aaneengesloten deel van het tulpenbed.

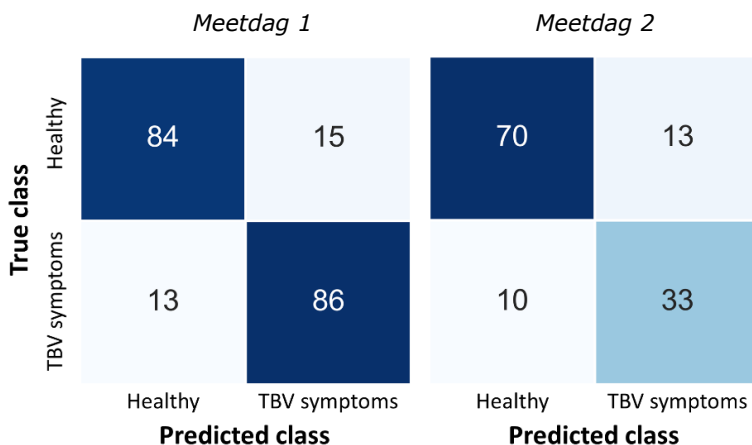
Figuur 16 toont de verwarringsmatrices die voortvloeien uit het trainen en valideren op de drie gedegradeerde datasets. Deze resultaten werden verkregen volgens de onafhankelijke 10-fold cross-validatieaanpak zoals beschreven in de vorige alinea. De algehele nauwkeurigheden waren respectievelijk 72%, 78% en 88% voor 8, 9 en 25 kanalen.



Figuur 16 Confusiematrices van drie LDA binaire classificatiemodellen voorspellen de TBV-status van tulpen op basis van gemiddelde Vis-NIR reflectiespectra. Spectrale gegevens werden gedegradеerd tot 8 (links), 9 (midden) en 25 (rechts) spectrale kanalen, en de modellen werden gevalideerd met behulp van de onafhankelijke 10-voudige kruisvalidatiebenadering.

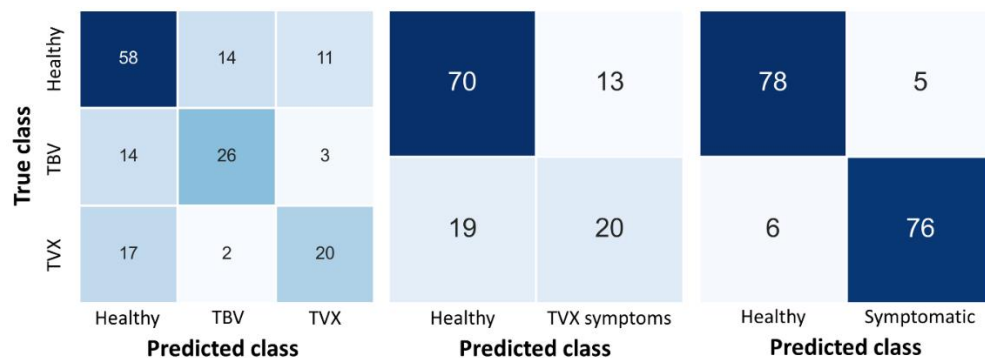
6 Resultaten handheld Spectrometer

De validatieresultaten van de LDA-classificatiemodellen die getraind zijn om onderscheid te maken tussen tulpen met TBV-symptomen en tulpen zonder zichtbare symptomen worden weergegeven in Figuur 17. Hierbij worden de resultaten van de eerste meetdag links weergegeven en de resultaten van de tweede meetdag rechts. De algehele nauwkeurigheden werden respectievelijk berekend als 0,85 en 0,82. De y-as geeft het aantal daadwerkelijk zieke en gezonde tulpen aan, de x-as geeft aan wat het model voorspeld.



Figuur 17 Confusie matrixen welke de TBV-status van tulpen voorspellen op basis van Vis-NIR reflectiespectra die zijn opgenomen met de handheld spectrometer.

De modellen die getraind zijn voor de ternaire classificatie (3 klassen) tussen tulpen met TVX, TBV en zonder symptomen presteerden aanzienlijk minder, zoals te zien is in de verwarringsmatrix in Figuur 18 aan de linkerkant. De algehele nauwkeurigheid werd slechts berekend als 0,63, grotendeels vanwege het onvermogen van het model om onderscheid te maken tussen gezonde tulpen en tulpen met TVX-symptomen. De binair-classificatiemodellen die getraind zijn om uitsluitend onderscheid te maken tussen gezonde tulpen en tulpen met TVX-symptomen presteerden eveneens slecht (Figuur 9, middelste paneel), hoewel de algehele nauwkeurigheid (0,74) iets hoger is vanwege het ontbreken van verwarring met tulpen die TBV-symptomen vertonen. Het laatste model werd getraind op de gegevens van de tweede meetdag, uitsluitend om onderscheid te maken tussen tulpen met symptomen en tulpen zonder symptomen. De resultaten (Figuur 17, meest rechtse paneel) zijn aanzienlijk beter dan die van de andere modellen, met een algehele nauwkeurigheid van 0,93.



Figuur 18 Confusiematrices die de aanwezigheid van virusverschijnselen voorspellen op de tweede meetdag. Van links naar rechts tonen de verwarring matrices de resultaten van modellen die ternaire classificatie uitvoeren (TBV-verschijnselen versus TVX-verschijnselen), binaire classificatie tussen tulpen met TVX verschijnselen versus tulpen zonder zichtbare verschijnselen, en binaire classificatie tussen tulpen met enige virusverschijnselen en tulpen zonder zichtbare verschijnselen.

7 Business case

In dit hoofdstuk wordt beschreven onder welke randvoorwaarden, volgens klankbordgroep en partner Steketee, de virus zoekoptie met de kleurencamera uit het veldonderzoek van Bollenrevolutie 4.0 interessant kan worden voor de telers.

Probleembeschrijving

De telers moeten veel energie steken in activiteiten om de kwaliteit van hun kraam in de benen te houden. Dit wordt mede in de hand gehouden met zoveel mogelijk controles en virus zoek rondes in het veld om besmettingsgevaar zo vroeg mogelijk te stoppen. Teler werken in een wankel evenwicht met toenemende virusdruk, toenemende tekort aan goed personeel voor controle en beperkte mogelijkheden rond gewasbeschermingsmiddelen inzet.

Waar aan werken?

- **Eerder zien:** De ambitie is om eerder de besmettingen vast te kunnen stellen waardoor de kans verkleind op verspreiding van de besmetting. Dus in bladstadium in plaats van bloeistadium. Net als bij Corona zou je daarmee naar een factor kleiner dan 1 aan her besmettingen toe moeten. Dit moet uiteindelijk betekenen dat totale bolkwaliteit van de kraam weer omhoog gaat door de jaren heen.
- **Minder gebruiken:** Daarnaast is de inschatting dat hiermee het gebruik van gewasbeschermingsmiddelen flink beperkt kan worden bij het in de hand houden van de teelt. Hiermee kan ook gewerkt worden aan een antwoord op het afnemend maatschappelijk draagvlak voor het gebruik daarvan.
- **Minder arbeid:** Het virus zoeken is nu vooral mensen werk. Er is een flinke druk om op tijd voldoende geschikt personeel beschikbaar te krijgen per seizoen en neemt naar verwachting de komende jaren alleen maar toe. Een oplossing als een autonome ziekzoek kar zou hiervoor een zeer goed alternatief kunnen zijn om dit te doorbreken.

Ideaal is autonoom ziek zoeken

Het uiteindelijke ideaal van de telers is een autonoom voertuig dat tijdens het scannen van virussen direct ook de zieke plant en bol kan doden of verwijderen. In de overgang daarnaar toe kan tijdelijk de oplossing achter een trekker zitten. Maar daarmee wordt deze oplossing zwaarder en kan niet onder alle weersomstandigheden blijven werken. Er wordt hierbij uitgegaan van het gebruik van de kleuren camera voor het zoeken van virussen die je ook met het menselijk oog kan zien.

Verwachte kenmerken

Met de klankbordgroep is verkend wat je dan mag verwachten van autonoom ziek zoeken ten opzichte van de huidige praktijksituatie. Daarbij zijn de volgende hoofdkenmerken geformuleerd:

Kwaliteit van de oplossing bij gebruik van de kleuren camera

- kan in 1 werkgang beide kanten met dezelfde nauwkeurigheid bekijken
- levert de hele tijd dezelfde kwaliteit op keurmeesterniveau. Er is geen concentratie verlies
- er is minder kans op vals positieve beoordeling dan bij menselijk oog
- een zieke bol moet afhankelijk van grondsoort direct gedood (klei) en/of verwijderd (zand) worden
- kan dan ook zelf registreren waar virussen in perceel zijn gevonden, en data verzamelen met % over de jaren heen

Capaciteit mogelijkheden autonome machine:

- deze kan i.p.v. 8 uur wel 16 uur per dag draaien
- kan ongeveer 7 weken volledig in de tulpen worden ingezet voor alleen bladselectie
- een werksnelheid van 0,25 ha/uur heeft
- en kan dan ongeveer 3,2 ha per dag ziek zoeken en ongeveer 157 ha in een seizoen van 7 weken
- bij 2,5 x door een kraam te gaan kan de autonome machine technisch 63 ha tulpen aan in een seizoen van 7 weken

Indicatie exploitatiekosten autonoom zoeken:

- de richtlijn zijn de gemiddelde bloemselectiekosten van €700/ha over de hele kraam
- de investering voor autonome navigatie, kleurencamera en spuit, en ontwikkeling algoritmes virus herkenning en doodspuiten worden indicatief ingeschat op €250.000
- bij kosten niveau van €700/ha voor vervangingsafschrijving, onderhoud en gemiddelde rente zou bij autonoom zoeken de machine 125 ha moeten kunnen bewerken om op dit kosten niveau per ha uit te komen. Dit is meer dan de berekende 63 ha tulpen per seizoen, en dat betekent dat naast de tulpen teelt ook de inzet voor andere gewassen nodig is om het beoogde kosten niveau te behalen van € 700/ha

8 Discussie

Veldproeven

Het vinden van voldoende symptomen voor TVX om een model op te trainen voor enkel deze klasse is lastig gebleken. Allereerst is het lastig om een partij bollen te vinden met een hoog percentage virus, terwijl tegelijkertijd TVX geïnfecteerde tulpen niet altijd symptomen vertonen. Daarnaast laten niet alle TVX geïnfecteerde planten zichtbare symptomen zien.

Voor de input van het model zijn er TVX en TBV geen planten met PCR getest. Dat wil zeggen dat wat voor virus is aangezien niet per definitie virus hoeft te zijn. Aangezien deze PCR testen kostentechnisch niet haalbaar waren is er in het onderzoek gekozen voor een benadering met keurmeesters. Hierbij is gestreefd naar een input op keurmeester niveau. Dit geeft dus kans op menselijke fouten in de train data. Tegelijkertijd bestaat er de kans dat het model symptomen vindt welke niet door de keurmeesters zijn waargenomen en welke vervolgens door het model als vals positief werd aangenomen terwijl die niet het geval hoeft te zijn.

40% nauwkeurigheid is een resultaat op basis van gevonden annotaties door het model. Het effect op virusselectie in het veld kan hoger uitpakken aangezien maar één annotatie per plant nodig is om de gehele virusplant te bestrijden.

Dit resultaat maakt het lastig om in te schatten wat het effect van dit algoritme zal zijn op de virusontwikkeling binnen een partij tulpen. Tevens is het lastig om in te schatten wat de huidige vorm van selectie voor een effect heeft op de bestrijding van virus. Een selecteur kan wel of niet goed zijn getraind en in het verloop van de dag vermoeien. Deze variabelen in groepsverband maakt het daarom evengoed lastig om in te schatten wat het effect ervan is.

Zoals met elke nieuwe techniek zal doorontwikkeling nodig zijn voor optimalisatie. Dat is met deze techniek niet anders. Een uitgebreidere dataset met toevoegingen van cultivars in verschillende omstandigheden zal in loop van tijd het model robuuster en accurater kunnen maken.

Lab TVX

Uit de resultaten is gebleken dat spectrale beeldvorming in het zichtbare-nabije-infraroodbereik (400-1000 nm) inderdaad de mogelijkheid heeft om onderscheid te maken tussen gezonde tulpen en tulpen met TVX-symptomen. De nauwkeurigheid is echter sterk afhankelijk van de segmentatieaanpak, evenals de balans tussen de klassen en het aantal variëteiten waarop de modellen zijn getraind en getest. Met name de handmatige segmentatieaanpak biedt aanzienlijk hogere nauwkeurigheid (0,86) dan de geautomatiseerde segmentatieaanpak (0,79). Het wordt verwacht dat de handmatige segmentatieaanpak gerepliceerd zou kunnen worden op geautomatiseerde wijze door middel van deep-learning, maar dit valt buiten de scope van dit project. De mogelijkheid om met spectrale beelden onderscheid te maken tussen gezonde, geïnfecteerde en zieke tulpen is twijfelachtig gebleken. Gezonde en geïnfecteerde tulpen vertonen spectrale gelijkenis, wat resulteert in slechte prestaties van het model bij het onderscheiden van tulpen uit deze twee klassen.

Traitseeker

Uit de resultaten blijkt dat het gemiddelde Vis-NIR reflectiespectra op bladniveau een goede basis vormen voor het onderscheiden van tulpen met en zonder TBV-symptomen. Bovendien, gezien het kleine verschil in validatie gegevens tussen de willekeurige en onafhankelijke validatiebenaderingen, is het waarschijnlijk dat de cultivar-samenstelling in een geanalyseerde dataset slechts een gering effect heeft op de prestaties.

Als punt van discussie moet worden benadrukt dat de gerapporteerde nauwkeurigheidsmetingen niet eenvoudig kunnen worden geïnterpreteerd als de nauwkeurigheid die kan worden bereikt in een ongeleide gegevensverzamelingsrun met vergelijkbare camera's. Wat hier wordt gerapporteerd, is het vermogen om gemiddelde spectra van bladeren met en zonder visueel waarneembare symptomen te onderscheiden.

Om automatisch gemiddelde spectra van tulpen op bladniveau te verkrijgen, zal een computer vision segmentatiemodel moeten worden ontwikkeld. Hoewel dit een tijdrovende onderneming is, is het zeer waarschijnlijk haalbaar voor een groeistadium en plantafstand vergelijkbaar met wat wordt getoond in Figuur 10. Met een robuust segmentatiemodel op zijn plaats lijkt een volledig geautomatiseerde workflow haalbaar, hoewel nog moet worden gezien of de precisie en recall substantieel zullen zijn voor een veld waarin het aandeel zieke planten veel kleiner is dan in de huidige dataset.

Mogelijk kan een combinatie van een deep-learning op RGB-beelden en een classificatiebenadering op gemiddelde reflectiespectra op bladniveau de beste prestaties bieden. In een dergelijke gecombineerde methodologie kan het deep-learning model voor RGB bijvoorbeeld worden afgestemd om zeer gevoelig te zijn, waardoor een groot deel van alle symptomatische planten wordt gedetecteerd (ten koste van een hoog vals positief tarief). Na een dergelijke initiële voorselectie kunnen de bladsegmentatie- en spectrale classificatiemodellen worden uitgevoerd om uit deze voorselectie - met een grotere mate van zekerheid - te bepalen welke tulpen echt symptomatisch zijn. Een omgekeerde strategie kan ook worden bedacht, waarbij de bladsegmentatie- en spectrale classificatiemodellen worden gebruikt voor de voorselectie en het RGB deep-learning model wordt gebruikt voor de uiteindelijke detectie. Verder onderzoek zal nodig zijn om te bepalen of een dergelijke benadering haalbaar is.

De resultaten van de traitseeker laten zien dat spectraal meten voor detectie van virus hoopvol is. Tevens geeft een spectraal beeld meer informatie dan enkel RGB. Zo zou tegelijkertijd ook data kunnen worden verzameld die wat verteld over de vitaliteit van het gewas. Echter de hoge mate van gegevensbewerking, zoals de handmatige segmentatie en de hoge kosten van de camera's zelf, maken dat deze techniek nog ver van de praktijk staat en nog veel ontwikkeling nodig is.

Spectrometer

Om de handheld spectrometer in de praktijk toepasbaar te maken en bijvoorbeeld door keurmeesters te laten gebruiken, moet de prestatie ervan in verhouding zijn tot de gebruiksvriendelijkheid. Het huidige gebruikte model vereist dat de gebruiker zich over het tulpenbed buigt en deze ongemakkelijke houding ongeveer tien seconden volhoudt. Op deze manier kan de gebruiker slechts enkele tulpen per minuut analyseren, wat betekent dat een nauwkeurige voorspelling daartegenover moet staan. Zoals het nu staat, kon alleen het laatst gerapporteerde classificatiemodel voorspellingen met een hoge zekerheid bieden (93% voorspellingsnauwkeurigheid).

Hoewel dit model niet in staat is om onderscheid te maken tussen TBV en TVX, zou men kunnen bedenken dat de exacte aard van de infectie vaak niet per se relevant is, aangezien de plant hoe dan ook moet worden verwijderd. Waarom dit algemene model zoveel beter presteert dan de modellen die slechts één virus behandelen, blijft onduidelijk. Alle voorgaande resultaten wijzen op een beperkt vermogen van de lineaire classificatie om betrouwbaar onderscheid te maken tussen tulpen met virus-specifieke symptomen en die zonder zichtbare symptomen, vooral in het geval van TVX. De enige logische verklaring is een sterk effect van een groter aantal voorbeelden en een breder scala aan tulpenvariëteiten binnen de trainingsset.

Algemeen discussiepunt spectraal onderzoek

Hoewel de gerapporteerde nauwkeurigheden van sommige besproken spectrale classificatiemodellen veelbelovend zijn, is er één overkoepelend probleem voor al deze methodologieën bij praktische toepassing. Dit probleem heeft te maken met klassenonbalans, oftewel, een aanzienlijke onevenwichtigheid in het aantal monsters van de verschillende klassen binnen de totale dataset. In een realistisch goed onderhouden tulpenveld kan minder dan 1% van de tulpen symptomen vertonen van zowel TBV als TVX. Met andere woorden, gezonde tulpen zijn minstens 100 keer talrijker dan symptomatische tulpen. De verwarringsmatrices die in dit rapport worden getoond, laten zien dat zelfs voor de best presterende modellen minstens 5% (of 1 op de 20) van alle gezonde tulpen als symptomatisch worden geclassificeerd (valse positieven). Met een grondwaarde van 100:1 - zelfs met een recall van >90% - zou dit betekenen dat er voor elke ware positieve ongeveer vijf valse positieven zouden zijn. Wanneer bij elke detectie de keuze wordt gemaakt om de tulp uit zijn bed te verwijderen, gaat een aanzienlijk deel van de potentiële gezonde oogst verloren. Of een dergelijke benadering economisch haalbaar is, hangt daarom af van de kosten van het in het veld houden van geïnfecteerde tulpen, evenals de prestaties en kosten van de huidige handmatige aanpak.

9 Conclusie

TBV en TVX detectie met kleuren camera's

Het is mogelijk om via deep-learning modellen en camera's TBV en TVX in tulp te herkennen in het veld. Met behulp van kleuren camera's werd 40% van de geannoteerde symptomen gevonden.

TVX lab onderzoek

Uit deze voorlopige studie naar het vermogen om gezonde tulpen te onderscheiden van TVX-geïnfecteerde tulpen is gebleken dat de spectrale kenmerken van een tulp in het Vis-NIR-bereik inderdaad merkbaar worden beïnvloed door ontwikkelde TVX-infecties. In een laboratoriumomgeving - en mits een betrouwbare segmentatie van de bladeren - konden classificatienauwkeurigheden tot 86% worden aangetoond. Het moet echter worden benadrukt dat deze modellen uitsluitend onderscheid maakten tussen tulpen met en zonder TVX-symptomen. Geïnfecteerde tulpen zonder zichtbare symptomen konden niet worden onderscheiden van gezonde tulpen.

Traitseeker

Het belangrijkste doel van het inzetten van de TraitSeeker was om te onderzoeken of spectrale beeldvorming kan worden gebruikt als basis voor ziekte detectie bij tulpen buiten een gecontroleerde laboratoriumomgeving. Classificatiemodellen werden getraind om onderscheid te maken tussen gemiddelde Vis-NIR-bladspectra van tulpen met TBV-symptomen en tulpen die er gezond uitzien. Algehele nauwkeurigheden van 86-88% werden gevonden, afhankelijk van de validatieprocedure. Bovendien werd vastgesteld dat een spectrale camera met 25 kanalen waarschijnlijk even goed presteert als de momenteel gebruikte camera met 224 kanalen en dubbele spectrale resolutie. De momenteel gerapporteerde classificatiemodellen kunnen echter niet zonder meer worden ingezet zonder een voorafgaand bladsegmentatiemodel. Verder onderzoek is nodig om de ware nauwkeurigheidsmetingen van spectrale classificatie in een commerciële omgeving vast te stellen, evenals de mogelijkheid om de voorspellende kracht van spectrale beeldvorming te koppelen aan de mogelijkheden van de RGB deep-learning-modellen die ook in dit project zijn ontwikkeld. Waarbij de resultaten van de RGB afbeeldingen tegen viel, laat de TraitSeeker met een nauwkeurigheid van 86% zien dat er veel potentie in de extra spectrale banden zit voor TVX en TBV classificatie.

Spectrometer

Op basis van de gegevens van de tweede meetdag werd een lineair classificatiemodel getraind dat betrouwbaar onderscheid kon maken tussen tulpen die symptomen vertoonden van een virale infectie en tulpen zonder dergelijke symptomen. Met een voorspellingsnauwkeurigheid van 93% presteert dit model beter dan alle andere spectrale classificatiemodellen die in dit rapport worden besproken, tegen een lagere instrumentele kost dan alle andere methodologieën. Echter, de gebruiksvriendelijkheid van de huidige spectrometer voor veldtoepassing op grondniveau is laag en de capaciteit is beperkt tot slechts enkele tulpen per minuut.

Business case

Er wordt vaak uitgegaan van het feit dat een gemiddelde selecteur 50% van de virusplanten in het veld kan vinden. De businesscase omtrent geautomatiseerd virus detectie in het veld met een soortgelijke nauwkeurigheid zal daarom vooral gaan over winst in arbeid. Een automatisch rijdend voertuig welke qua virusdetectie gelijkwaardig is aan de mens zal zich vooral dus terugverdienen in de capaciteit per dag en het niet extra hoeven trainen van nieuw personeel.

Literatuur

Anthos, opgehaald van webpagina op 2023 - <https://www.anthos.org/header-navigatie/over-de-sector>.

Doorn, J. van, Polder, G., van der Heijden, G. W. A. M., & Baltissen, A. H. M. C. (2010). *Praktijkproef ziekzoekkar: geautomatiseerde (machinale) detectie van tulpenvirus in het open veld 2009*.

PPO Bloembollen en Bomen.

Kock, M. de, Lommen, S. T. E., Lemmers, M. E. C., Pham, K. T. K., & Martin, W. S. (2012). *Onderzoek naar verspreiding van TVX via water, mijten en bodemgebonden vectoren*. PPO Bloembollen en Bomen.

Polder, G., van der Heijden, G. W., van Doorn, J., & Baltissen, T. A. (2014). *Automatic detection of tulip breaking virus (TBV) in tulip fields using machine vision*. Biosystems Engineering, 117, 35-42.

Stokkers, R., & Jukema, G. D. (2017). *Nederlandse handel in bloembollen*.

Bijlage 1 Proefopzet 2021 en 2022

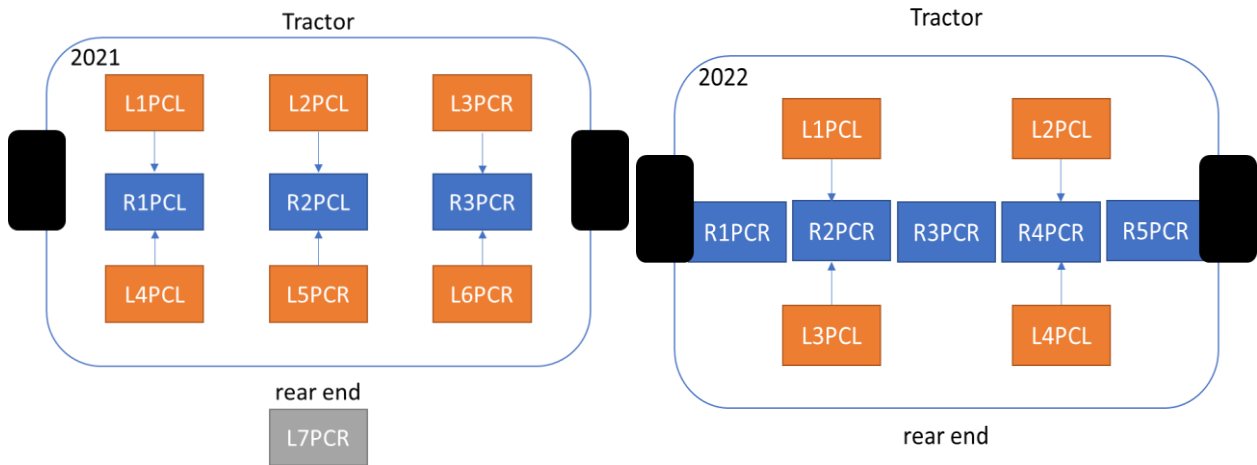
2021

Variety (TVX)	Length (m)
Ben van Zanten	15
Barcelona	42
TBV	
Parade (van de Vlucht)	108
Parade (Langeveld)	9
Strong gold (Dogterom)	9
Strong gold (WUR)	25

2022

Variety (TVX)	Length (m)
Ben van Zanten	6
Barcelona	31
TBV	
Strong gold	27
Parade (low density)	55
Parade (high density)	60
Parade (no sticks)	18

Bijlage 2 Camera opstelling 2021 en 2022 dataset



Bijlage 3 Foto van opstelling camera's en belichting voor dataset van 2022



Bijlage 4 Coördinaten van start en einde van elke cultivar in de dataset van 2022

Veldnaam		Lat	Long
Ben van Zanten	Start	52.283285296667	4.568616066667
	End	52.283244781667	4.568551460000
Barcelona	Start	52.283243615000	4.568549673333
	End	52.283045673333	4.568227350000
Stronggold	Start	52.28302395	4.568192758
	End	52.282917565000	4.568021638333
Parade low density	Start	52.282905796667	4.568002243333
	End	52.282587735000	4.567486486667
Parade high density	Start	52.282586533333	4.567484685000
	End	52.282161538333	4.566796133333
Parade geen stokken	Start	52.282160441667	4.566794255000
	End	52.282054666667	4.566622373333

To explore
the potential
of nature to
improve the
quality of life



Wageningen University & Research,
BU Glastuinbouw
Postbus 20
2665 ZG Bleiswijk
Violierenweg 1
2665 MV Bleiswijk
T +31 (0)317 48 56 06
www.wur.nl/glastuinbouw

Rapport WPR-1262

De missie van Wageningen University & Research is 'To explore the potential of nature to improve the quality of life'. Binnen Wageningen University & Research bundelen Wageningen University en gespecialiseerde onderzoeksinstituten van Stichting Wageningen Research hun krachten om bij te dragen aan de oplossing van belangrijke vragen in het domein van gezonde voeding en leefomgeving. Met ongeveer 30 vestigingen, 7.600 medewerkers (6.700 fte) en 13.100 studenten en ruim 150.000 Leven Lang Leren-deelnemers behoort Wageningen University & Research wereldwijd tot de aansprekende kennisinstellingen binnen haar domein. De integrale benadering van de vraagstukken en de samenwerking tussen verschillende disciplines vormen het hart van de unieke Wageningen aanpak.