

Kamerabaseret bestemmelse af sygdomstryk i sukkerroer med kunstig intelligens

Anders Krogh Mortensen¹, Rasmus Nyholm Jørgensen¹, Anne Lisbet Hansen, alh@nbrf.nu, René Gislum², rg@agro.au.dk

¹Aarhus Universitet, Institut for Elektro- og Computerteknologi, Finlandsgade 22, 8200 Aarhus N, anmo@ece.au.dk, rnj@ece.au.dk

²Aarhus Universitet, Institut for Agroøkologi – Afgrødesundhed, Forskningscenter Flakkebjerg, Forsøgsvej 1, 4200 Slagelse

Konklusion

Baseret på to års resultater opnået i dette projekt:

- Det er muligt at indsamle farvebilleder af sukkerroer med en markrobot i tilstrækkelig kvalitet til at et menneske kan genkende de gængse sygdomme rust, meldug og Cercospora-bladplet.
- Efter annotering af billederne er det muligt at træne et dybt neuralt netværk til at genkende sukkerroe, baggrund og sygdomme (rust og delvist meldug; Cercospora-bladplet var ikke tilgængeligt i testdata).
- Resultaterne fra 2023 viser tilsvarende 2022, at det er muligt at monitorere sygdomsudviklingen i sukkerroer over tid.

Conclusion

Based on two years of results achieved in this project:

- It is possible to collect colour images of sugar beet with a field robot in sufficient quality for a human to recognize the common diseases rust, mildew, and Cercospora leaf spot.
- After annotating the images, it is possible to train a deep neural network to recognize sugar beet leaves, background, and diseases (rust and partly powdery mildew; Cercospora leaf spot was not present in test data).
- Results from 2023 underline that it is possible to monitor the development of the leaf disease in sugar beet over time.

Formål

Formålet med forsøget er at undersøge, om et høj kvalitetsfarvekamera sammen med kunstig intelligens kan anvendes til automatisk genkendelse af bladsvampesygdomme i sukkerroer.

Metode

Tre sorter (Falster, Mango og Nasser) blev etableret på 50 cm rækkeafstand i et stribeforsøg i Flakkebjerg. De tre sorter blev smittet med meldug (*Erysiphe betae*), rust (*Uromyces beticola*) og Cercospora-bladplet (*Cercospora beticola*). Vejrforholdene var desværre ikke gunstige, efter roerne blev smittede, og de observerede sygdomme på roerne er derfor primært naturligt udviklede sygdomme; meldug, rust og Cercospora-bladplet. Ugentligt blev der foretaget dataindsamling med et specialbygget RGB-kamera monteret på en markrobot. Efter vækstsæsonen er udvalgte billeder manuelt annoteret pixelvist, og et dybt neuralt netværk er trænet på baggrund af de udvalgte billeder til at genkende plante og sygdom.

Dataindsamling

Stribeforsøget blev i 2023 gennemført 12 gange (cirka ugentligt) fra start juli til start september af Aarhus Universitet Flakkebjergs markrobot Robotti (AgroIntelli, Aarhus, Danmark). Et specialbygget fem megapixel farvekamera med indbygget blitz var monteret i ca. 1 m højde over jorden på Robottis 3-punktsophæng (*Foto 1*) som gemte et billede for hver 1 m. Kameraet kiggede ned af og dækkede et synsfelt på 0,53m x 0,44 m på jorden med 4,6 pixels per mm. Over 11.000 billeder blev indsamlet i 2023, svarende til 920-960 billeder for hver gennemførelse inklusive billeder mellem rækkerne.



Foto 1. Dataindsamling i sukkerroer med markrobot. RGB kamera monteret på 3-punktsophæng. Foto: Tim Nellemann Bak.

For at danne et varieret datamateriale til træning af det neurale netværk, blev billederne indsamlet i 2023 analyseret af det neurale netværk, som var dannet fra træning i 2022. Derefter blev Kennard-Stone algoritmen anvendt til udvælgelse af 11 billeder fra hver kørsel således, at billederne bedst muligt dækkede den prædikterede variation i sygdom. Derudover blev de tre billeder, der var geografisk tættest på de kunstigt smittede områder, udvalgt. Fra de i alt 168 udvalgte billeder blev de midterste 1024x1024 pixels udtrukket til annotering. De udvalgte billeder blev pixelvist annoteret efter de følgende 8 klasser: "Blad (friskt)", "Blad (vissent)", "Rust", "Meldug", "Bladplet (Ramularia)", "Bladplet (Cercospora)", "Sygdom (ukendt)", og "Andet" (f.eks. jord, ukrudt, o.l.). Under annoteringen blev det observeret, at spejlende refleksioner fra blitzten kan ligne meldug, som dog ofte er mere mat i udtrykket. I alt 50 af de annoterede billeder blev udvalgt til træningsdata. Det samlede træningsdata fra 2022 og 2023 blev dermed 81 billeder, og grundet større annoterede billeder i 2023, blev antallet af annoterede pixels 4-doblet fra 2022 ($16 \cdot 10^6$ pixels) til 2023 ($52 \cdot 10^6$ pixels).

Kunstig intelligens

Et dybt neuralt netværk af typen DeepLab V3+ med en Xception-65 backbone blev trænet til at lave pixelvis klassifikation af de indsamlede billeder. Da klassen "Bladplet (Ramularia)" ikke var repræsenteret i træningsdata, blev denne ekskluderet under træningen. Ligeledes var klasserne "Rust", "Bladplet (Cercospora)" og "Sygdom (ukendt)" kraftigt underrepræsenteret i træningsdata. Disse klasser blev derfor vægtet ekstra højt under træningen.

Efter træning blev hvert af de indsamlede billeder analyseret af det trænedede netværk ved tre forskellige skaleringer af originalbilledet. Til sidst blev resultatet fra hver skalering af et givent billede kombineret til en samlet analyse af billedet.

Særligt tak til Søren Kelstrup Skovsen (Institut for Elektro- og Computerteknologi, Aarhus Universitet) for hjælp til træning af det dybe neurale netværk.

Resultater og diskussion

Det annoterede interesseområde fra testsættet fra 2022 blev efter træningen analyseret af det opdaterede netværk (*foto 2*). En kvantitativ sammenligning mellem de manuelle klassifikationer og klassifikationerne udført af netværket ses *tabel 1*. Bemærk, at Cercospora-bladplet og "Ukendt sygdom" ikke blev manuelt



a) Original billede



b) Analyseret billede

Foto 2. Eksempel på automatisk pixel klassifikation. a) Input farvebillede. b) Klassifikationer lavet af det dybe neurale netværket. Grøn = blad. Gul = Rust. Lys blå = Meldug. Mørk blå = Andet.

identificeret i testbilledet. Det ses her, at netværket fungerer godt til at genkende "Blad (friskt)" og "Andet", hvor der er mindst 90 pct. sammenfald mellem menneske og det neurale netværk. Fordelingen mellem de seks klasser i billedet er sammenlignelig for menneske og netværk, men netværket har dog en lille tendens til at overestimere mængden af meldug. Overestimatet af meldug skyldes, at netværket ikke helt har lært at kende forskel på meldug og refleksioner. I fremtidigt arbejde kan refleksionerne tildeles sin egen klasse for at tvinge netværket til at kende forskel på de to klasser.

Områder, som indeholder både meldug og rust, er desuden annoteret som rust i trænings- og testdata. Det betyder, at disse områder vil være med til at underestimere den totale mængde meldug, om end størrelsen af fejlen er ukendt. Fremadrettet kan dette løses ved at lave et klassifikationsbillede per klasse frem for ét samlet klassifikationsbillede.

Da test billedet ikke indeholder Cercospora-bladplet er der også foretaget en kvantitativ sammenligning på træningssættet (tabel 2). Det ses her, at netværket ikke har lært at genkende Cercospora-bladplet og til dels heller ikke rust. Fejlene ved rust kan dog i en vis grad tilskrives fejl nær kanten af pletterne, hvor få pixels unøjagtighed kan medføre en relativ stor fejl på grund af pletternes størrelse. Det ses desuden, at cirka halvdelen af det annoterede Cercospora genkendes af netværket som "Ukendt sygdom", hvilket indikerer, at netværket har lært at genkende "Cercospora" som "Ukendt Sygdom" fremfor en særskilt klasse.

Tabel 1. Sammenhængen mellem pixel klassifikationer udført af menneske og kunstig intelligens på testbillede. $N = 1,4 * 10^6$ pixels.

		Kunstig intelligens					
		Blad (friskt)	Blad (vissent)	Rust	Meldug	Ukendt sygdom	Andet
		81%	0%	2,5%	12%	0%	4,3%
Menneske	Blad (friskt)	90%	0%	1%	7%	0%	1%
	84%						
	Blad (vissent)	27%	0%	0%	0%	5%	68%
	0,5%						
	Rust	35%	0%	52%	10%	0%	2%
	2,5%						
Meldug	43%	0%	1%	52%	0%	4%	
10%							
Ukendt sygdom	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
0%							
Andet	4%	0%	0%	0%	0%	96%	
2,3%							

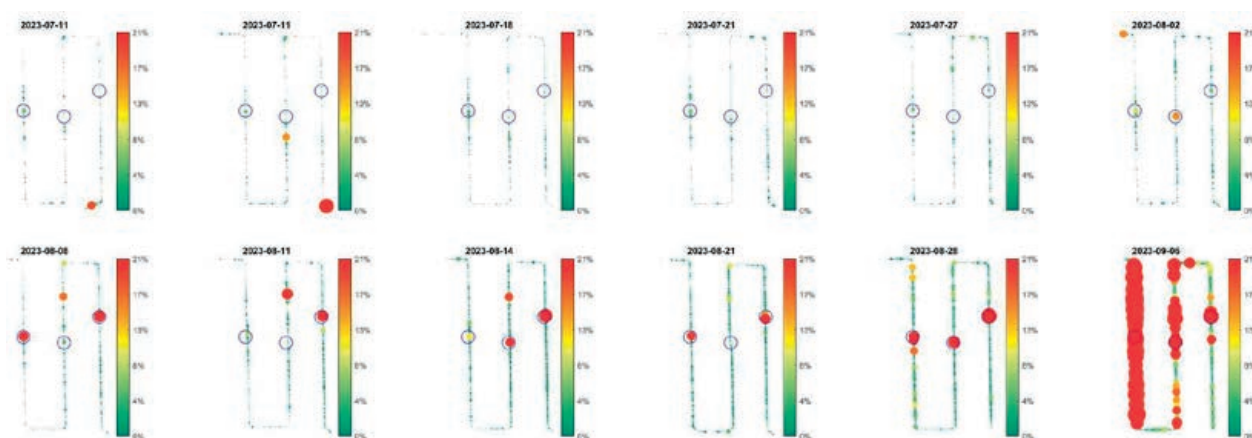
Sygdomstryk over tid

Alle indsamlede billeder fra de tre markstriber i 2023 er blevet analyseret af det dybe neurale netværk. Derefter er sygdomstryk bestemt i hvert billede ved at tage antallet af pixels klassificeret som en given sygdom delt med antallet af pixels klassificeret som enten sygdom (Rust, Meldug, Cercospora-bladplet, Ukendt sygdom) eller "Blad (friskt)".

På *Figur 3* ses udviklingen af "Ukendt sygdom" i de tre parceller over tid samt de tre steder, hvor der er blevet smittet med Cercospora-bladplet. Det ses, at der er indikation på ekstra sygdom ved de tre smittede områder fra omkring den 2. august og frem. Det ses desuden, at der er et område med sygdom øverst i den midterste stribe. Ved kvalitativ analyse ses det, at det ikke er en sygdom, men en stor ukrudtsplante som netværket ikke har set før og derfor angiver som "Ukendt sygdom", *foto 3*. Trods misklassifikationerne giver netværkets analyse en indikation på sygdomstrykket og udviklingen over tid, og en virtuel markvandring igennem det indsamlede billedmateriale vil hurtigt kunne bekræfte eller afkræfte områder med sygdom.

Tabel 2. Sammenhængen mellem pixel klassifikationer udført af menneske og kunstig intelligens på billederne fra træningssæt. $N = 69 \cdot 10^6$ pixels.

		Kunstig intelligens						
		Blad (friskt) 69%	Blad (vissent) 4,5%	Rust 0,2%	Meldug 4%	Cercospora 0,0%	Ukendt sygdom 2,4%	Andet 20%
Menneske	Blad (friskt) 75%	91%	0,7%	0,1%	2%	0%	2%	4%
	Blad (vissent) 4%	1%	93%	0,1%	2%	0%	0,8%	3%
	Rust 0,3%	22%	22%	24%	24%	0%	3%	5%
	Meldug 2,3%	3%	3%	0,2%	92%	0%	0,3%	1%
	Cercospora 0,3%	30%	1%	3%	2%	0%	51%	13%
	Ukendt sygdom 1%	4%	1%	0,6%	0,4%	0%	90%	3%
	Andet 17%	1%	0,1%	0%	0,2%	0%	0,2%	98%



Figur 3. Udvikling af "Ukendt sygdom" over tid for fire roerækker per stribe. Hver prik repræsenterer sygdomstrykket fundet i et givent billede. Størrelsen og farven af cirklerne er proportionalt med sygdomstrykket. De blå cirkler indikerer kunstigt smittede områder.

Foto 3. Eksempel på ukrudt, som er blevet klassificeret som "Ukendt sygdom". Grøn = blad. Lys grå = Ukendt sygdom. Mørk blå = Andet. a) originalt billede b) analyseret billede

