



Slutrapport 2024

Vision til kødkontrol

16. december 2024

Proj.nr. 2011301

Version 1.0

Init.: TRSS/MT/OLR

Indledning

Projektets rammer er beskrevet i ansøgningen til Svineafgiftsfonden fra august 2023.

Aktiviteterne i projektet er gennemført i henhold til Innovationsmodellen udviklet af DMRI (se bilag 1). Nedenfor gives et sammendrag af indhold og udvalgte resultater i projektet, som detaljeret er gennemgået med både følge- og styregrupper gennem hele projektperioden.

Baggrund og formål

SAF-projektet "Vision til kødkontrol" (VTK) har til formål at fremme lønsomheden på svineslagterierne ved at ensarte, effektivisere og (delvist) automatisere kødkontrollen samt ved at reducere risikoen for oversete bemærkninger.

Teknologisk Institut har igennem flere år forfulgt dette mål gennem SAF-projektet "Vision til kødkontrol" med særligt fokus på detektion af gødning, lungehindear og galde på slagtekroppe. Til formålet er der på Horsens slagteri blevet opbygget et forsøgsudstyr, hvor i alt 18 kameraer fordelt i 4 tårne giver helkropsdækning af hver slagtekrop.

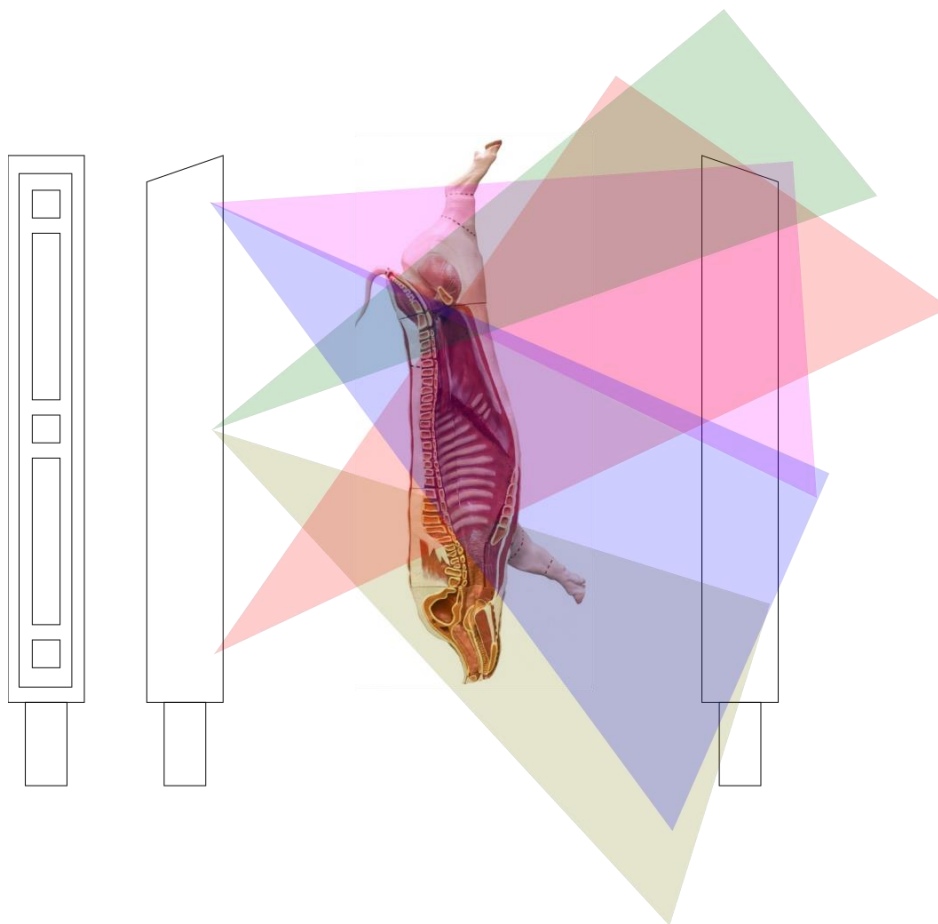
I løbet af det flerårige projekt er der blevet opbygget betydelig viden og praktisk erfaring med vision-baseret detektion, den visuelle variation og præsentation af forureninger samt mulige grænser for nøjagtigheden af traditionel og automatisk detektion. Samtidig har den tilgængelige teknologi udviklet sig markant specielt med fremskridt indenfor kunstig intelligens til billedbehandling. Projektets fokus og den anvendte teknologiske løsning er derfor blevet justeret ad flere omgange for bedre at ramme de aktuelle krav fra projektgruppen og andre interessenter.

Den nuværende løsning er et resultat af denne iterative udviklingsproces, der har været nødvendig for at opnå en tilfredsstillende ydelse af systemet. I den afsluttende del af projektet er en del af fokus rettet mod at optimere udstyret og komponentvalg baseret på de opnåede erfaringer, således at det endelige udstyr ikke indeholder overflødige eller suboptimale komponenter.

I de næste afsnit følger først en kort beskrivelse af udstyret i dets nuværende og endelige form efterfulgt af et afsnit om udstyrets udvikling med begrundelser for designvalg. Derefter beskrives modellerens udvikling og status på de enkelte modelleres ydeevne.

Beskrivelse af udstyr

Det nuværende udstyr består af 4 tårne hver med 3 vinduer til montering af kameraer og 2 vinduer til montering af lys. De 4 tårne er fordelt på hver side af slagtelinjen for at give helkropsdækning af hver slagtekrop. Der er monteret 1-2 synligt lys (RGB) kameraer i hvert vindue for at dække hele kroppen med den nødvendige opløsning. Der er desuden monteret lys, der belyser slagtekroppen ovenfra.



Skematisk oversigt over kameradækning fra ét tårn med fem kameraer.

Der er som minimum 4 kameraer i hvert tårn. Øverst er der monteret 2 kameraer, der er fokuseret på slagtekroppens bagparti og midterstykke. Midterst er 1 kamera vinklet nedad mod forpartiet og hovedet for at dække dette område med et kig ned i lungekaviteten. Nederst peger 1 kamera opad mod midterstykket, hvilket giver et godt billede af lungekaviteten nedefra. I 2 tårne er der desuden et ekstra kamera i midterste vindue. Disse kameraer er vinklet opad og monteret med zoom-optik for at give et fokuseret højopløseligt billede af bækkengangen, da der er stor risiko for forekomst af gødning i dette område.

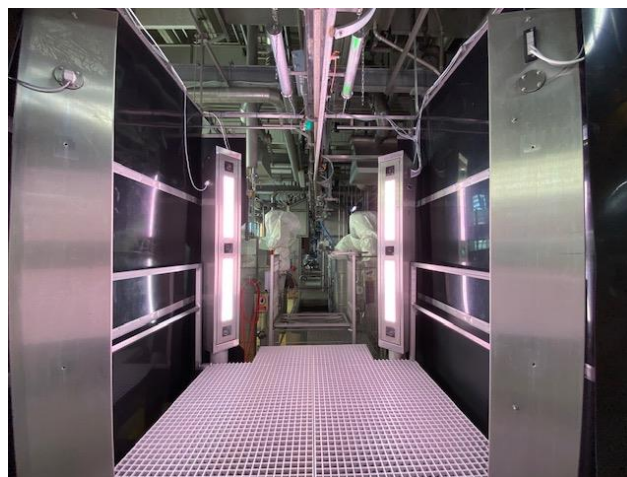
Denne konfiguration giver god dækning af højrisiko-områder og fornuftig dækning, hvor der er lav risiko for fund. Konfigurationen giver desuden mulighed for at inspicere indersiden af kropshulningen, som ellers ville være i en blind vinkel.



Dækning af slagtekroppen fra de 18 kameravinkler.

Systemet trigges af en RFID-læser nær kæden, der registrerer positionen af slagtekroppene. Den aflæste RFID-kode bruges desuden til at sammenkæde detekteret forurening med slagtekroppen i slagtegangssystemet.

Ved trigning af systemet aktiveres en sekvens, hvor kroppen affotograferes af ét tårn ad gangen. Lyset fra det aktuelle tårn samt de to nabotårne blitzes indenfor kameraets lukketid for at give en optimal belysning af kroppen fra alle sider, uden at lyset i det modstående tårn er tændt.



Ovenfor billede af de 4 tårne set oppe fra og fra Båndkontrollen.

Hele cellen er skærmet af, så falsk lys udefra minimeres, og så lys fra tårnene generer slagteriets medarbejdere så lidt som muligt. Desuden er blitz-sekvensen omhyggeligt valgt, så der opnås tilstrækkelig lysstyrke, samtidig med at gener fra blinket minimeres.

De optagne billeder forbehandles for at opnå stabil billedkvalitet og sendes derefter til flere forskellige modeller, der hver udregner bestemte features for slagtekroppen.

- **Kropsmaskemodellen** finder omridset af den relevante slagtekrop for at undgå, at nabokroppe eller elementer i baggrunden indgår i de efterfølgende beregninger. Modellen frasorterer desuden bestemte områder på kroppen for at minimere antallet af falske alarmer.
- **Gødningsmodellen** identificerer områder på kroppen, der indeholder gødning.
- **High risk-modellen** finder området omkring bækkengangen, hvor der erfaringsmæssigt ofte findes gødning. Dette gør det muligt at behandle disse områder med andre parametre for gødningsdetektion.
- **Lungehindearmodellen** undersøger et delsæt af billeder, hvor lungekaviteten er synlig, og detekterer tegn på lungehindear.

Resultaterne fra modellerne bliver registreret, og relevante fejlkoder samt detekteret forurening bliver vist ved udrensningen som støtte for personalet.

Udstyrets udvikling

Udstyrets form var oprindeligt valgt for at understøtte to formål:

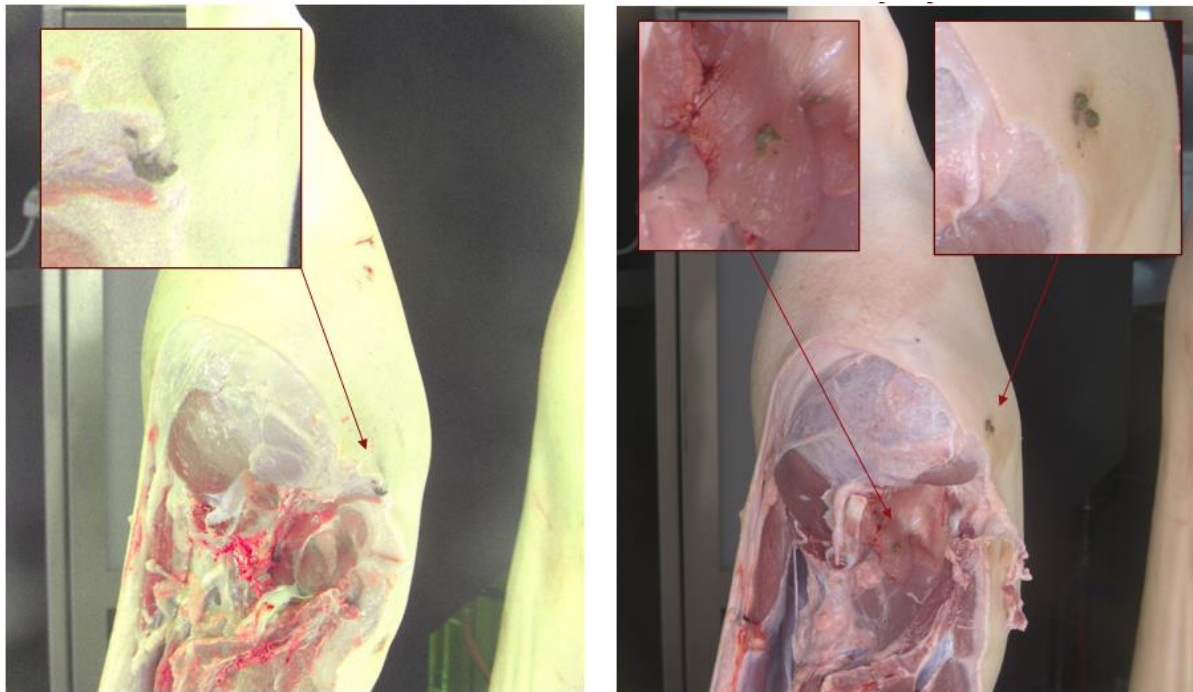
- 1) Detektion af gødning med varierende form, farve, struktur, størrelse og placering blev anset for en meget vanskelig opgave for datidens algoritmer. Der var derfor et ønske om at støtte detektionen med information fra det infrarøde spektrum, som indeholder brugbare karakteristika for nogle gødningstyper.
- 2) Der var oprindeligt et ønske om at kunne kende forskel på gødningsforurening og brændt/sveden hud- og hårdele (sort skrab). Et forstudie indikerede, at udvalgte frekvensområder i det infrarøde spektrum kunne bruges til denne distinktion.

Valget af både belysning og kameraløsning var styret af disse to formål og har bidraget til, at udstyret oprindeligt var mere kompliceret med mere specialiserede, og dermed dyrere, komponenter. Blandt andet blev belysningen oprindeligt valgt med fokus på udvalgte frekvenser i det synlige og infrarøde område på bekostning af andre frekvenser. Resultatet blev en belysning, hvor farvesammensætningen var ubalanceret og havde tendens til at drive med tid og temperatur. Et lignende forhold gjorde sig gældende for kameraerne, hvor det var nødvendigt at bruge specialdesignede kameraløsninger for at kunne optage både RGB og infrarøde billeder. Ligeledes blev den efterfølgende databehandling kompliceret af det udvidede 4-kanals datasæt.

Med de seneste års fremskridt indenfor kunstig intelligens har det vist sig, at man kan opnå tilsvarende eller bedre resultater ved at fokusere på høj kvalitet af billeder med information kun fra det synlige frekvensområde. I lægmandstermer er dette muligt, fordi algoritmerne har bevæget sig fra detektion "per pixel" til detektion "per område", hvor hver pixels omgivelser bliver taget med i beregningerne. Der er derfor brug for mindre information (færre kanaler) per pixel for at opnå de samme resultater.

Samtidig er ønsket om skelnen mellem sort skrab og gødning blevet mindre påtrængende. Skelnen mellem sort skrab og gødning har vist sig at være en vanskelig opgave selv for erfarne inspektører, og der vil således altid være en vis fejlrate. Set i det lys opnås der bedre fødevarerikkerhed med et forsigtighedsprincip, hvor flere tvivlstilfælde inkluderes som gødningsfund og sendes til udrensning.

Med disse udviklinger in mente blev det i foråret 2024 besluttet at gennemføre et forsøg med en revideret udgave af udstyret. Det specialiserede RGB-IR-lys blev erstattet med en kommercielt tilgængeligt, bredspektr, hvid belysning, og der blev lavet en grundig undersøgelse af konsekvenserne for billedkvalitet og modelresultater.



Sammenligning af billedkvaliteten i det oprindelige RGB-IR-udstyr (venstre) og det nuværende udstyr (højre). Der er en tydelig forbedring af billedkvaliteten med mindre støj og bedre farvebalance.

Konklusionen på forsøget var, at modellernes resultater var mindst lige så gode som dem, der kunne opnås med RGB-IR-belysning, samtidig med at udstyret kunne forsimples og gøres markant billigere. Det blev også vist, at det eksisterende billedmateriale, der repræsenterer flere års arbejde, kunne genanvendes i modeludviklingen til den nye hardware. Det blev derfor besluttet at ombygge det eksisterende udstyr omkring en bred hvid belysning og RGB-kameraer til den form, der er beskrevet ovenfor ("Beskrivelse af udstyr").

Modellernes udvikling

Modellerne, der er anvendt i projektet, hører generelt under Machine Learning (ML) modeller, hvor algoritmer bruges til at udvælge modellens forskellige parametre. Parameterudvælgelsen sker ved at vise algoritmen en stor mængde input-data (billeder af slagtekrop) og ønskede resultater (logiske masker med gødning indikeret). Algoritmen justerer iterativt modellens parametre, indtil det ønskede resultat kan reproducere. Dette kaldes for træning af modellen.

Valg af modelstruktur, træningsalgoritme og træningsdata er et meget kompliceret emne, der til stadighed er under kraftig udvikling.

De første modeller, der blev afprøvet, er af en (for feltet) relativ simpel variant, der hedder Random Forest (RF). Modellen fungerer ved en slags flertalsafstemning om, hvorvidt en given pixel indeholder gødning. Valget træffes ved hjælp af en skov af beslutningstræer, hvor hver forgrening i hvert træ undersøger en del af den tilgængelige information (fx "er der mere rødt end grønt?", "er forholdet mellem blå og rød større end 0.36106?", "er den samlede lysmængde større end 0.2224?" osv.). Parametrene i hvert beslutningstræ justeres under træningen.

RF-modellerne var en solid frontløber i de første år af projektet og et udmærket modelvalg på daværende tidspunkt. Imidlertid skete der en kraftig udvikling af en anden klasse af modeller kaldet Deep Learning (DL) modeller. Disse modellers succes har været markant i en sådan grad, at de har udkonkurreret de fleste andre kandidater og er blevet en standard indenfor vision-ML.

DL-modeller bygger på dybe neurale netværk, der indeholder millioner af parametre, som alle kan justeres under træningen. Der er med andre ord en enorm kapacitet og fleksibilitet i DL-modeller. Desuden udnytter modellerne hver pixels' omgivelser, således at hvert datapunkt bliver set i en kontekst. Dvs. at en pixel ikke bliver klassificeret som gødning/ikke-gødning alene ud fra egen farve, men også ud fra om omgivelserne er mørke, lyse, har en skarp kontrast, er nær billedkanten etc.

Overgangen til DL-modeller gav en klar forbedring af systemets evne til at genkende gødning. Samtidig blev fokus flyttet til at øge mængden af træningsdata, idet DL-modeller har brug for store mængder data for at blive trænet til et fornuftigt niveau. Der blev brugt store ressourcer på at indsamle, kontrollere og annotere data fra systemet. Dette arbejde pågik i det meste af 2023 og udmundede i acceptabel performance ultimo 2023.

En stor del af modelarbejdet i 2024 har været at forbedre kvaliteten og sammensætningen af det eksisterende træningssæt. Fejl og tvivlstilfælde i det annoterede data er blevet identificeret ved hjælp af en teknik, der hedder "outlier detektion". Her bruger man prædiktioner fra mange modeller til at identificere de samples (billeder i træningsdata), der prædikterer dårligt. Ofte drejer det sig om samples, der er annoteret forkert, eller hvor annotøren har overset gødningsforureninger. Efter gennemgang af hele (det betydelige) datasæt kunne der ses en forbedring af modellernes ydeevne.

Sammensætningen af datasættet bygger dels på vægtningen mellem rene billeder og billeder med fund, dels på fordelingen af billeder på hver kameravinkel.

Det første har betydning for, hvor ofte modellen forventer at finde gødning. Hvis der er for mange rene billeder i træningssættet, vil modellen ofte lære at gætte på, at et nyt billede også er rent. Dette giver for meget overset gødning. Omvendt vil for mange billeder med fund i træningssættet give anledning til for mange falske positive.

Fordelingen af kameravinkler i træningssættet har på samme måde betydning for modellens ydeevne. Der forekommer naturligt mest gødning i bækkengangsområdet, og træningssættet består derfor langt overvejende af flest billeder fra disse vinkler. Dermed bliver modellerne gode til at finde gødning i bækkengangen, mens andre områder ikke er lige så godt repræsenteret og dermed ikke så velbelyste.

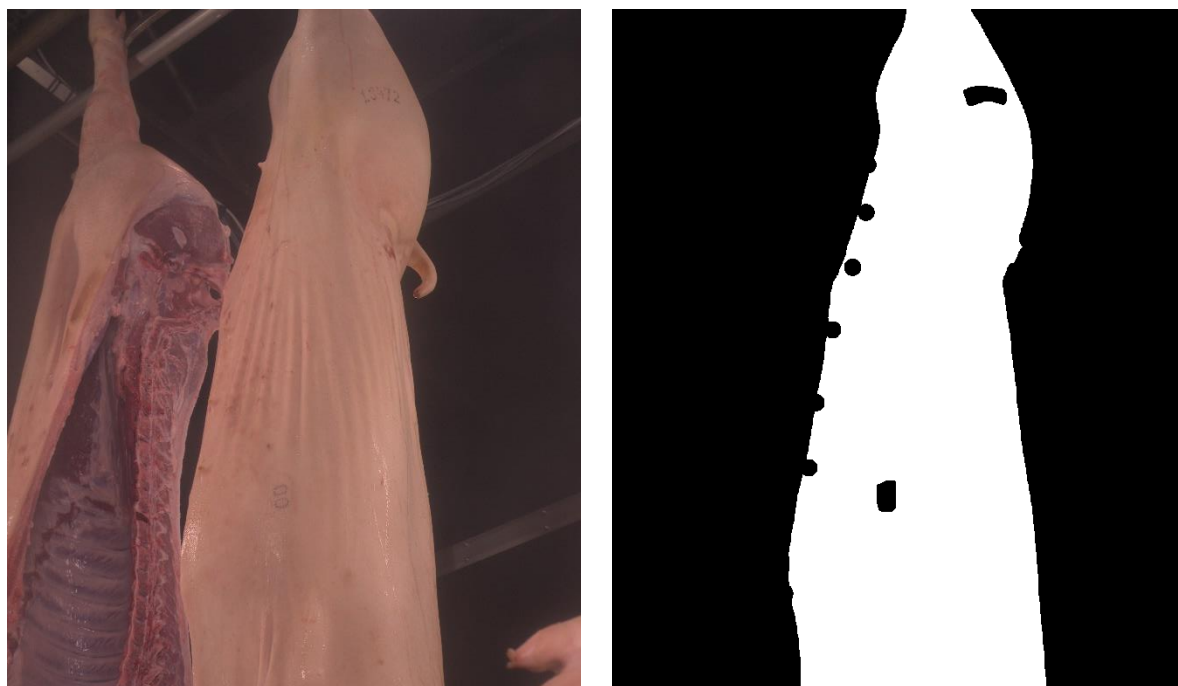
Kropsmaskemodel

Det er oftest tilfældet, at de foregående/efterfølgende kroppe er synlige i billederne. Dette er uheldigt, da gødning på en nabokrop eller i baggrunden kan blive detekteret og tilskrevet en forkert slagtekrop. Der er derfor trænet en DL-model, der kan prædiktere, hvilke pixels der tilhører den relevante slagtekrop, og hvilke pixels der skal betragtes som baggrund.

Modellen er trænet på baggrund af annoterede billeder, hvor den ønskede krop er markeret. Modellen udviser generelt en høj grad af robusthed i at finde den rigtige krop og løser dermed den primære opgave tilfredsstillende. Det har dog vist sig ønskeligt at videreudvikle modellen til også at genkende bestemte dele af kroppen. Eksempelvis minder udseendet af beskidte tænder om bestemte typer gødning og vil derfor ofte blive detekteret som sådan. For at undgå mange fejllarmen bliver områder med synlige tænder derfor frasortet i kropsmaskemodellen. På samme måde bliver brændte dievorter, tatovering, ørehuller m.fl. også ekskluderet.

Kropsmaskemodellen er blevet forbedret ved at skifte til en multilabel-model. Det betyder, at hvor modellen før prædikterede omridset af kroppen (minus dievorter, tatoveringer osv.), så prædikteres nu

alle delområder som separate masker. Det giver større fleksibilitet og forbereder desuden systemet på en fremtidig sammensmeltning af kropsmaskemodellen og high risk-modellen. Dette giver et simpere system og forbedrer desuden prædiktionsiden.



Kropsmaskemodellen finder omridset af den relevante slagtekrop minus dievorter, tatoveringer m.fl.

High risk-model

En tilsvarende model til kropsmaskemodellen bruges til at identificere områder på kroppen, hvor der er høj risiko for forurening. Det drejer sig primært om området omkring bækkengangen, hvor der ofte er gødningsforurening som følge af frigørelse af fedtende og udtagelse af tarmsæt. I dette "high risk-område" bliver der brugt strengere parametre i gødningsdetektionsalgoritmen for at fange flere små forureninger.

Modellen er trænet på baggrund af annoterede billeder fra kameraer, der dækker bækkengangsområdet, og udviser en tilfredsstillende grad af genkendelse på nye billeder. Modellen er derfor ikke videreudviklet i 2024. Dog er det planlagt at indlejre high risk-modellen i kropsmaskemodellen.

Gødningsmodel

Til detektion af gødning bruges en DL-model, der udregner en sandsynlighed for, at hver pixel i billedet er gødning. Der bruges en tærskelværdi til at kategorisere hver pixel som gødning/ikke gødning, hvilket resulterer i en logisk maske med samme størrelse som billedet. En efterfølgende algoritme grupperer gødningspixels i fund, der skal have en vis størrelse og indbyrdes afstand for at blive registreret. Det er i denne algoritme, at resultaterne fra kropsmaskemodellen og high risk-modellen bliver benyttet.

Udviklingen af gødningsmodellen har vist sig at være en af de mest udfordrende dele af projektet og vanskeliggøres af flere forhold, blandt andet:

- Stor variation i farve, udseende og størrelse af gødningsfund. Dvs. at modellen skal være i stand til at genkende en bred vifte af emner uden fejl.

- Usikkert referencedata. Det er ofte vanskeligt at skelne gødning fra andre typer forurening (fx olie, der ikke udgør en hygiejnerisiko), brændt hud, koaguleret blod m.fl. Dette er sandt både for uddannede personale på slagtelinjen og for annotører, der arbejder med billedmateriale alene. Der er derfor en kendt risiko for, at gødningsfund bliver overset, og at ufarlige strukturer bliver annoteret som gødning.
- Vanskelig annotering. Den begrænsede opløsning i billedmaterialet gør det ofte svært at annotere gødningsfund korrekt. Det er meget vanskeligt at bedømme, hvor et fund ender, og der er derfor en vis risiko for fejlannotering. Dette gælder især for mere spredt og vandig gødning.
- Dårlig billedkvalitet. Det sker ofte, at kamerahusene bliver beskidte eller kalker til i det hårde slagtegangsmiljø. Dette kan give områder med dårligere billedkvalitet. Variationer i baggrundsbelysningen kan også påvirke billedkvaliteten.
- Blinde vinkler. På trods af at alle dele af slagtekroppen bliver affotograferet, kan der gemme sig gødning i blinde vinkler, fx bag hudflapper eller inde i fordybninger. Disse forureninger bliver ikke fundet af systemet.

En anden udfordring er, at gødning oftere findes i bækkengangsområdet end på resten af kroppen. Der vil derfor naturligt være flere eksempler i træningsdata fra kameravinkler, der dækker dette område. Dette kan føre til en skævvridning af modellens evne til at genkende gødning. I bækkengangsområdet identificeres gødning med høj sikkerhed, mens kameraer, der dækker andre dele af kroppen, udviser en lavere sikkerhed.

Modellernes ydeevne er søgt forbedret ad to hovedspor. Det ene omhandler udvikling og forbedring af modellens arkitektur og træningsproces. Det andet omhandler træningsmaterialet.

Modellens arkitektur og træning involverer en stor mængde parametre og valg, som er svære at gennemskue effekten af. Den almindelige tilgang er at afsøge parameterrummet ud fra erfaring og systematik. Der er i projektet blevet afprøvet en lang række modifikationer og strategier for at finde den bedst mulige modelarkitektur, der både leverer høj performance og er mulig at afvikle indenfor den tilgængelige beregningstid.

Træningsmaterialet er grundlaget for modellens læring, og det er derfor vigtigt at have data af høj kvalitet. I denne sammenhæng betyder det høj billedkvalitet, nøjagtig annotering og en korrekt sammensætning af datasættet. Der er behov for en korrekt vægtning af eksempler på gødning og rene slagtekroppe. I projektet er der arbejdet meget med forskellige metoder til at frembringe relevante eksempler på gødning og med metoder til oprensning af datasættet. Begge dele har bidraget positivt til modellernes ydeevne.

Derudover er der udviklet metoder til at overvåge billedkvaliteten. Belysningens farvebalance blev overvåget for at detektere ændringer i systemets lyskilder og i baggrundsbelysningen, som kan have negative konsekvenser for modellernes performance. Der blev også udviklet algoritmer til at detektere beskidte og tilkalkede kamerahuse på grund af manglende rengøring.

Modellernes ydeevne og robusthed blev afprøvet på forskellig vis ved direkte sammenligning med kontrollant på linjen og ved hjælp af avancerede statistiske modeller.

Ved førstnævnte metode blev slagtekroppene undersøgt af en ekspert fra DMRI umiddelbart efter båndkontrollen. Eksperten registrerede gødningsfund uafhængigt af båndkontrollen, men støttet af resultater fra VTK-systemet. Arbejdet gav en direkte vurdering af VTK-systemets niveauer for fejlalar-

mer og overset gødning. En direkte sammenligning med båndkontrollens arbejde har dog vist sig vanskelig, da ekspertens tilstedeværelse på linjen gav en målbar påvirkning af båndkontrollens detektionsniveau. Derudover er den faktiske gødningsforekomst også ukendt, da eksperten heller ikke har en 100% detektionssikkerhed. Resultater fra denne type validering er derfor primært blevet brugt til forbedring af systemet.

VTK-systemets ydeevne er også undersøgt ved hjælp af Latent Klasse Analyse¹, som er en type af statistiske modeller, der ofte bruges, hvor direkte måling er vanskelig. Dette er relevant for VTK, hvor den faktiske gødningsforekomst er ukendt, og hvor målemetoderne er uperfekte (båndkontrollen og VTK-systemet laver begge fejl og overser gødning). Her kan Latent Klasse Analyse give estimater for de ukendte størrelser (gødningsforekomst, båndkontrollens virkningsgrad og VTK-systemets virkningsgrad) ved at undersøge et stort datasæt med resultater fra VTK-systemet og koder fra båndkontrollen. Resultatet fra analysen var, at VTK-systemet finder ca. 50% flere gødningsforureninger end båndkontrollen (31% mod 20%), men er en anelse dårligere til at identificere grise uden forurening (97% mod 99%). VTK-systemets virkningsgrad er dermed mindst sammenligneligt med båndkontrollens gennemsnitlige virkningsgrad. Her skal nævnes, at datasættet i analysen blev opsamlet i starten af 2024 og dermed ikke inkluderer den udvikling, der er sket i systemet i resten af 2024.

Lunghindearmodel

Genkendelse af lunghindear sker ligeledes ved hjælp af DL-modeller. Her udvælges de kameravinkler, der bedst dækker lungekaviteten. Disse kameraer er bevidst vinklet op og ned, så hele kaviteten dækkes. Data til denne model er ikke annoteret direkte, men derimod udvalgt på baggrund af veterinærkoder i slagteriets data. Dette giver adgang til et meget stort træningssæt, der opvejer eventuelle fejlmarkeringer.

Modellen er videreudviklet i 2024 ved at inkludere flere kameravinkler i træningen og ved desuden at benytte højere opløsning i træningsdata. Dette er blevet muligt efter ombygningen af udstyret, der har tilføjet kameraer med bedre udsyn til lungekaviteten. Generelle optimeringer har desuden frigjort systemressourcer, hvilket tillader en mere krævende model for genkendelse af lunghindear.

Konklusion

Projektet "Vision til kødkontrol" har haft til formål at fremme lønsomheden på svineslagterierne ved at ensarte, effektivisere og delvist automatisere kødkontrollen. Fokus har været på at reducere risikoen for oversete bemærkninger gennem avanceret billedbehandling og kunstig intelligens.

Gennem projektets flerårige forløb er der opnået betydelig viden og praktisk erfaring med visionbaseret detektion af forureninger på slagtekroppe. Den teknologiske udvikling, især inden for kunstig intelligens, har gjort det muligt at forbedre systemets præstation markant. Dette har ført til en løbende justering af projektets fokus og teknologiske løsninger for at imødekomme aktuelle krav.

En væsentlig milepæl i projektet har været overgangen fra et komplekst RGB-IR-system til en simplere og mere omkostningseffektiv løsning baseret på bredspektret hvid belysning og RGB-kameraer.

Denne ændring har ikke blot forbedret billedkvaliteten og reduceret omkostningerne, men også gjort det muligt at genanvende eksisterende billedmateriale i modeludviklingen.

¹ Lund, D. H., Alban, L., Hansen, C., Dalsgaard, A., Denwood, M., & Olsen, A. (2024). Using latent class modelling to evaluate the performance of a computer vision system for pig carcass contamination. *Prev Vet Med*. Submitted.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.5033611>

Modellerne anvendt i projektet har udviklet sig fra Random Forest-modeller til avancerede Deep Learning-modeller, hvilket har forbedret systemets evne til at genkende gødning. Særligt træningsprocessen og kvaliteten af træningsdata har været afgørende for modellernes ydeevne.

Resultaterne viser, at systemet nu er i stand til at opdage ca. 50% flere gødningsforureninger end den menneskelige båndkontrol, hvilket indikerer en betydelig forbedring i detektionen af forureninger. Dog er systemet en anelse mindre præcist til at identificere rene slagtekroppe.

Sammenfattende har projektet opnået sine mål om at forbedre kødkontrollen på svineslagterierne. Systemets iterative udvikling og tilpasning til ny teknologi har resulteret i en løsning, der effektivt kan understøtte kødkontrollen med højere nøjagtighed og omkostningseffektivitet. Dette projekt markerer et vigtigt skridt mod en mere automatiseret og pålidelig kødkontrolproces.

Innovationsmodellen

SAF-projekter hos Teknologisk Institut afvikles i henhold til nedenstående projektmodel, der gennem mange år er indarbejdet hos projektledere og div. følge- og styregrupper. Faseovergange indstilles af følgegruppen i samarbejde med projektlederen og bevilliges af styregruppen, hvis de tilhørende leverancer er gennemført med tilfredsstillende resultat.

