

Thesis 416

Djupinlärningsbaserad sprickdetektion i vägbeläggningar

En jämförelse med LCMS

Semco Baker

Trafik och Väg
Institutionen för Teknik och Samhälle
Lunds Tekniska Högskola
Lunds Universitet



Copyright © Semco Baker

LTH, Institutionen för Teknik och samhälle
CODEN: LUTVDG/(TVTT-5383)/1-83/2026
ISSN 1653-1922

Tryckt i Sverige av Media-Tryck, Lunds universitet
Lund 2026

Examensarbete

CODEN: LUTVDG/(TVTT-5383)/1-83/2026

Thesis / Lunds Tekniska Högskola,
Institutionen för Teknik och samhälle,
Trafik och väg, 416

ISSN 1653-1922

Author(s): Semco Baker
Title: Djupinlärningsbaserad sprickdetektion i vägbeläggningar - En jämförelse med LCMS
English title: Deep learning-based crack detection in road pavements - A comparison with LCMS
Language: Svenska
Year: 2026
Keywords: Sprickor; LCMS; Maskininlärning; Objektdetektion; Vägunderhåll; Sprickbildning
Citation: Semco Baker, Djupinlärningsbaserad sprickdetektion i vägbeläggningar. Lund, Lunds universitet, LTH, Institutionen för Teknik och samhälle. Trafik och väg 2026. Thesis. 416

Abstract:

Cracks in asphalt pavements are among the earliest indicators of structural deterioration and play a crucial role in maintenance planning and traffic safety. Traditional visual inspections are resource intensive and influenced by subjective judgment. Meanwhile systems such as the Laser Crack Measurement System (LCMS) rely primarily on predefined algorithms based on 3D surface geometry. This thesis investigates the potential of a deep learning-based approach for automatic crack detection by using LCMS generated range images. A comparison is also made between the two.

Two object detection models based on the YOLOv8 architecture were developed and trained on manually annotated range data collected from two Swedish road sections. The first model performed binary crack detection, making it possible to do a direct comparison with LCMS results. The second extended the approach to a multi-class detection, distinguishing between different crack types based on damage grade and orientation. Model performance was evaluated using precision, recall, and mean average precision (mAP) together with visual analysis from the model's predictions and LCMS output.

The results demonstrate that deep learning-based detection using range images can identify pavement cracks and shows promising potential as a complementary or alternative approach. However, the model performance is influenced by the dataset size, annotation quality and the visual crack complexity. The findings limitations but also opportunities of AI-based crack detection.

Trafik och väg
Institutionen för Teknik och samhälle
Lunds Tekniska Högskola, LTH
Lunds Universitet
Box 118, 221 00 LUND

Transport and Roads
Department of Technology and Society
Faculty of Engineering, LTH
Lund University
Box 118, SE-221 00 Lund, Sweden

Innehållsförteckning

Förord	1
Sammanfattning	3
Summary	5
1. Inledning	7
1.1 Bakgrund	7
1.2 Syfte	8
1.3 Metodik	9
1.4 Avgränsningar	10
2. Teori	11
2.1 Vägskador och belägningsnedbrytning	11
2.1.1 Nedbrytning av vägbeläggningar	11
2.1.2 Underhåll och trafiksäkerhet	12
2.2 Sprickbildning i vägbeläggningar	13
2.2.1 Sprickbildning	13
2.2.2 Typer av sprickor	14
2.3 Inventering och tillståndsbedömning av vägar	18
2.4 Metoder för sprickdetektion	20
2.4.1 Okulär inspektion	20
2.4.2 Sensorbaserade metoder	21
2.4.3 Bildbaserade metoder	22
2.5 LCMS - Laser Crack Measurement System	23
2.5.1 Princip och funktion	23
2.5.2 Mätdata och datatyper	25
2.5.3 Mätprecision och begränsningar	27
2.6 AI-baserad sprickdetektion med djupinlärning	28
2.6.1 Maskininlärning	28
2.6.2 Deep learning	29
2.6.3 Arkitekturer för objekt- och defektdetektion	30
2.6.4 Utvärderingsmått för modellprestanda	31

3. Metod	34
3.1 Datainsamling	34
3.1.1 Insamlade vägsträckor	34
3.1.2 Datakällor och datatyper	36
3.2 Datapreparering	37
3.2.1 Bildförbehandling	37
3.2.2 Annotering	38
3.3 Modellutveckling av maskininlärningsmodeller	39
3.3.1 Val av modellarkitektur	39
3.3.2 Träningsprocess	39
3.3.3 Träningsparametrar	40
3.3.4 Utvärderingsmått	41
4. Resultat	42
4.1 Modell 1 – Binär sprickdetektion	42
4.2 Modell 2 – Flerklassdetektion av sprickor	47
4.3 Jämförelse mellan Modell 1 och LCMS	53
5. Diskussion	57
5.1 Resultatdiskussion	57
5.1.1 Modell 1	57
5.1.2 Modell 2	59
5.1.3 Jämförelsen mellan AI-baserad sprickdetektion och LCMS	60
5.2 Metoddiskussion	61
5.2.1 Annotering och subjektivitet	61
5.2.2 Förenklad klassindelning av spricktyper	62
5.2.3 Datamängd och generaliserbarhet	63
5.2.4 Val av datatyp och modellarkitektur	63
6. Slutsatser	65
6.1 Slutsatser	65
6.2 Fortsatta studier	66
Referenser	67
Bilaga A – Modell 1	70
Bilaga B - Modell 2	71

Förord

Detta examensarbete utgör det avslutande momentet för civilingenjörsprogrammet i Väg- och vattenbyggnad vid Lunds Tekniska Högskola. Arbetet har genomförts vid avdelningen för trafik och väg i samarbete med Ramboll.

Jag vill rikta ett stort tack till min handledare Pajtim Sulejmani för värdefull vägledning och stöd under arbetets gång. Jag vill även tacka Ola Aurell & Berne Nielsen för att ha möjliggjort genomförandet av detta examensarbete och för förtroendet att få utföra arbetet. Ett särskilt tack riktas även till mina medarbetare på Ramboll för deras stöd, tillgång till data och värdefulla diskussioner under arbetets gång.

Avslutningsvis vill jag uttrycka min tacksamhet till min familj och kamrater för deras stöd och uppmuntran under arbetets gång.

Lund, februari 2026

Sammanfattning

Sprickor i asfaltsbeläggningar är en av de tidigare indikatorerna på strukturell nedbrytning och har betydelse för planering av vägunderhåll och trafiksäkerhet. Traditionella okulära inspektioner är resurskrävande och påverkas av subjektiva bedömningar samt yttre faktorer som ljus och väder. För att öka objektiviteten kan tekniska mätsystem såsom Laser Crack Measurement System (LCMS) användas vilket baserar sin sprickidentifiering främst på höjddata och algoritmer. Samtidigt skapar utvecklingen inom artificiell intelligens nya möjligheter för analys av vägdata.

Syftet med examensarbetet är att utvärdera hur en djupinlärningsbaserad metod kan användas för att automatiskt identifiera sprickor i vägytor utifrån LCMS-höjddata. Syftet är även att jämföra resultaten med LCMS:s inbyggda sprickidentifieringsalgoritm. Studien undersöker även modellens förmåga att kunna klassificera olika typer av sprickor baserat på skadegrad och orientering.

Arbetet omfattade litteraturstudie, datainsamling, manuell annotering av sprickor samt utveckling av två objekt-detektionsmodeller baserade på YOLOv8 arkitekturen. Den första modellen tränades för binär sprickdetektion och användes för jämförelse med LCMS. Den andra modellen tränades för flerklassdetektion av sprickor. Modellernas prestanda utvärderades med precision, recall och mean average precision (mAP). Även visuell analys har utförts.

Resultaten visar att den djupinlärningsbaserade modellen effektivt kan identifiera sprickor utifrån höjdbilderna. Jämförelsen med LCMS visar skillnader och likheter i detekterade sprickor vilket indikerar för och nackdelar och kan därmed komplettera varandra. Flerklassmodellen visar att klassificering av spricktyper är möjlig, men påverkas av annoteringens subjektivitet, datamängd och sprickornas variation.

Studien visar att djupinlärning har stor potential som komplement till befintligt mätsystem inom vägunderhåll. Metoden är dock beroende av tillräcklig datamängd, noggrann annotering och anpassning till olika beläggningstyper. Fortsatt forskning bör inkludera större datamängder och fler vägtyper för att stärka modellernas generaliserbarhet.

Summary

Cracks in asphalt pavements are one of the earliest indicators of structural degradation and are important for road maintenance planning and road safety. Traditional visual inspections are resource-intensive and are influenced by subjective judgments and external factors such as light and weather. To increase objectivity, technical measurement systems such as the Laser Crack Measurement System (LCMS) can be used, which base their crack identification primarily on height data and algorithms. At the same time, developments in artificial intelligence are creating new opportunities for the analysis of road data.

The purpose of the thesis is to evaluate how a deep learning-based method can be used to automatically identify cracks in road surfaces based on LCMS elevation data. The purpose is also to compare the results with the LCMS's built-in crack identification algorithm. The study also examines the model's ability to classify different types of cracks based on damage degree and orientation.

The work included literature review, data collection, manual annotation of cracks and development of two object detection models based on the YOLOv8 architecture. The first model was trained for binary crack detection and used for comparison with LCMS. The second model was trained in multi-class crack detection. The performance of the models was evaluated with precision, recall and mean average precision (mAP). Visual analysis has also been performed.

The results show that the deep learning-based model can effectively identify cracks from the elevation images. The comparison with LCMS shows differences and similarities in detected cracks, indicating advantages and disadvantages and can thus complement each other. The multi-class model shows that classification of crack types is possible, but is affected by the subjectivity of the annotation, the amount of data and the variation of the cracks.

The study shows that deep learning has great potential as a complement to existing measurement systems in road maintenance. However, the method is dependent on sufficient data, accurate annotation and adaptation to different pavement types. Continued research should include larger data sets and more road types to strengthen the generalizability of the models.

1. Inledning

1.1 Bakgrund

Vägar är en grundläggande del av Sveriges transportinfrastruktur och kräver kontinuerligt underhåll för att säkerställa trafiksäkerhet och komfort. Enligt Trafikverket syftar vägunderhåll till att bevara vägarnas funktion (2025a). För belagda vägar handlar detta bland annat om att motverka och reparera sprickor i asfaltsytan då Trafikverket beskriver sprickor som ett av de tidigaste tecknen på nedbrytning av beläggningen (2025b). Enligt Trafikverket (2019) uppkommer sprickor i beläggningar till följd av exempelvis sättningar, tjällyftningar och brister i underlaget. Eftersom sprickor tenderar att växa och leda till större skador betonas vikten av att täta dem i tid (Trafikverket 2019).

Traditionellt har tillståndet på vägar bedömts genom visuella inspektioner antingen genom gånginspektioner eller från särskilda mätfordon där inspektörerna kan manuellt identifiera skador. Visuella inspektioner är dock resurskrävande och påverkas av faktorer som ljusförhållanden, väder och bedömarens erfarenhet vilket gör resultaten svåra att jämföra mellan olika mätningar (Lundberg et al. 2020). En ytterligare begränsning med visuella inspektioner är att de i hög grad bygger på subjektiva bedömningar (SKR 2019). SKR lyfter i handboken Bära eller brista (2019) att okulära bedömningar vid klassificering av skador, "lämnar utrymme för subjektiva värderingar". Denna variation kan leda till att skador bedöms olika beroende på inspektör och yttre omständigheter, vilket minskar jämförbarheten mellan olika mätningar (Lundberg et al. 2020). Liknande iakttagelser görs av Wu et al. (2025) som beskriver hur erfarenhet och väderförhållanden kan påverka hur skadorna på vägarna dokumenteras.

Utöver visuella inventeringar baseras Trafikverkets bedömning av när en väg bör åtgärdas på tre indikatorer som ingår i den så kallade underhållsstandarden: International Roughness Index (IRI), spår djup och kantdjup. Trots att sprickor är en tidig och kritisk indikator på beläggningssnedbrytning omfattas de inte av denna standard (Lindström 2024; Trafikverket 2025b). En bidragande orsak kan vara att sprickor är svåra att mäta på ett objektivt och reproducerbart sätt, då bedömningen ofta påverkas av subjektiva faktorer och yttre omständigheter såsom ljus och väder (SKR 2019; Lundberg et al. 2020).

För att minska den mänskliga påverkan och öka mätningarnas reproducerbarhet har nya tekniska system utvecklats som automatiskt registrerar olika typer av skador på vägytan. Ett av dessa system är Laser Crack Measurement System (LCMS) från Pavemetrics (Pavemetrics 2024). LCMS samlar in högupplösta bilder och 3D-data av vägytor och möjliggör därmed en objektiv analys av flera parametrar som Trafikverket använder i sin underhållsstandard. Systemet inkluderar även inbyggda analysalgoritmer som baserat på det insamlade bild- och 3D-datat kan identifiera ytterligare strukturella och ytmässiga skador där även sprickor inkluderas (Pavemetrics 2024).

LCMS:s sprickidentifiering baseras dock på fördefinierade algoritmer vilket kan begränsa systemets anpassningsförmåga vid varierande sprickmönster och bildförhållanden (Pavemetrics 2024). Detta öppnar för alternativa, mer datadrivna analysmetoder. Samtidigt genererar avancerade mätsystem som LCMS stora mängder detaljerad vägdata, vilket skapar nya möjligheter för hur data kan analyseras. En av dessa möjligheter är användningen av maskininläring, ett område inom artificiell intelligens som fokuserar på att identifiera mönster och samband i stora datamängder (Kubat 2021). Inom analys av vägytor kan dessa metoder bidra till att automatisera delar av det arbete som annars kräver manuell visuell bedömning (Hu et al. 2024).

Ett mer avancerat tillämpningsområde inom maskininläring är djupinläring, där modeller baseras på artificiella neurala nätverk för att bearbeta stora och komplexa datamängder. Inom vägunderhåll har sådana modeller visat stor potential, särskilt vid automatisk identifiering av skador (Hu et al. 2024). Djupinlärningsmodeller har visat förmåga att identifiera sprickor som är små, otydliga eller delvis dolda i fordonsmonterade bilder vilket traditionella metoder ofta har svårt att urskilja (Hu et al. 2024). En av de djupinlärningsmodeller som ofta används inom bildbaserad skadedetektion är *You Only Look Once* även kallad YOLO (Ultralytics 2025). YOLO är en objekt-detekteringsmodell som kombinerar hög beräkningshastighet med god förmåga att lokalisera objekt i realtid och därmed är relevant för analys av vägytor (Ultralytics 2025).

1.2 Syfte

Syftet med detta examensarbete är att utvärdera hur en maskininlärningsbaserad metod kan användas för att automatiskt identifiera sprickor i vägytor utifrån LCMS genererade höjdbilder. Arbetet omfattar en jämförelse mellan en AI-baserad sprickdetektionsmodell och LCMS:s inbyggda algoritm för sprickidentifiering. Vidare syftar studien till att utvärdera hur väl maskininlärningsbaserade modeller kan klassificera olika typer av sprickor baserat på LCMS-höjddata.

Studien ämnar till att besvara följande frågeställningar:

- Hur skiljer sig resultaten mellan en AI-baserad sprickdetektionsmodell och LCMS:s inbyggda sprickidentifieringsalgoritm?
- Hur väl kan modellen klassificera olika typer av sprickor utifrån LCMS-höjddata?

1.3 Metodik

Arbetet genomfördes i flera steg och omfattade litteraturstudie, datainsamling, datapreparering, modellutveckling samt utvärdering av resultaten. Litteraturstudien utförde för att skapa en teoretisk grund och omfattar forskning kring vägsador, såsom olika typer av sprickor samt tidigare tillämpningar av maskininlärning inom området.

Data som användes i arbetet har samlats in med mätsystemet LCMS. Materialet består av höjddata där sprickor framträder som mörka strukturer mot en ljus bakgrund. Utöver dessa bilder erhöles även framåtriktade kamerabilder från mätfordonet. Dessa kamerabilder används som referens för att visuellt verifiera att de identifierade sprickorna på höjdbilderna faktiskt motsvarar verkliga skador i vägytan.

Valet av vägsträckor baserades på tillgänglig LCMS-data i kombination med tillståndsinformation från Trafikverkets *pavement management system* (PMSv4) där vägar med måttlig till hög sprickförekomst filterades fram. Detta gjordes för att säkerställa att det fanns tillräckligt mycket sprickor för träning av maskininlärningsmodeller. Datamaterialet omfattar LCMS-mätningar från två vägsträckor i Dalarnas län, väg 876 och väg 800. I båda vägsträckorna analyserades data från körfält K1, vilket avser det högra körfältet i färdriktningen.

Sprickorna markerades manuellt i programmet CVAT där två dataset skapades. Det första dataset användes för att träna en sprickdetektionsmodell med en enda klass som representerar spricka. Den andra datasetet användes för att träna en detektionsbaserad klassificeringsmodell där sprickor delades in beroende på riktning och skada. Uppdelningen gör det då möjligt att den ena modellen med en enda klass kunde användas för att jämföra mot LCMS:s inbyggda sprickalgoritm, medan den andra modellen användas för att analysera modellens förmåga att särskilja olika typer av sprickor.

För träning och utvärdering användes maskininlärningsmodeller baserade på YOLOv8-arkitekturen. Valet av YOLOv8 gjordes då det är en etablerad objekt-detekteringsarkitektur som har utvärderats och tillämpats i många praktiska sammanhang, vilket indikerar god robusthet och stabilitet. Modellernas prestanda utvärderades genom mått som precision, recall och mean average precision (mAP) vilket tas upp i avsnitt 2.6.4. Utöver detta genomfördes en visuell analys där modellernas prediktioner jämfördes med manuella annoteringar samt med resultat från LCMS:s inbyggda algoritm.

1.4 Avgränsningar

Följande avgränsningar görs i detta arbete:

- Endast sprickor analyseras
- Ingen bedömning av sprickdjup
- Endast en arkitektur testas.
- Endast två vägar har använts.
- Annoteringar baseras på manuell tolkning

2. Teori

2.1 Vägsador och beläggingsnedbrytning

2.1.1 Nedbrytning av vägbeläggningar

Vägbeläggningar utsätts kontinuerligt för belastningar från både klimat och trafik vilket över tid leder till en gradvis nedbrytning av såväl ytskikt som underliggande konstruktion (Agardh & Parhamifar 2014). Denna nedbrytning leder till olika typer av skador exempelvis ojämnheter, lokala beläggningsskador och försämrade friktionsegenskaper vilket används som indikatorer på vägens tillstånd (Agardh & Parhamifar 2014). Enligt SKR (2019) kan vägsador delas in i bland annat deformationer, ytdefekter, sprickor och bärighetsrelaterade skador.

Tillsammans ger dessa skadeformer en samlad bild av både vägens funktionella och strukturella tillstånd. Det funktionella tillståndet avser hur vägytan upplevs av trafikanter och omfattar parametrar som längs- och tvärgående jämnhet, friktion, lokala ytdefekter och spårdjup. Det strukturella tillståndet beskriver i stället vägkroppens bärighet och förmåga att motstå/fördröja en försämring av en väg när den utsätts för klimatet eller trafik (Agardh & Parhamifar 2014).

De observerade skadetyperna uppstår dock inte isolerat utan det är resultatet av samspelet mellan klimatpåverkan, trafikbelastning, materialegenskaper och konstruktionstekniska förutsättningar. Trafikbelastningen är en av de mest betydelsefulla faktorerna bakom vägars nedbrytning, där Trafikverkets analyser visar att ökningen av tunga fordon, ökade tillåtna bruttovikter samt förändrade trafikmönster har bidragit till en snabbare utveckling av deformationer och beläggningsskador (Lindström 2024).

Även resultat från AASHO Road Test som refereras av Agardh & Parhamifar (2014), visar att en fördubbling av axellasten kan leda till en ökad nedbrytning upp till sexton gånger, vilket understryker sambandet mellan trafiklast och nedbrytning. Gáspár & Bencze (2020) beskriver vidare att öknings i axellast från tunga fordon leder till en oproportionerligt stor ökning av skador då sambandet mellan nedbrytning och last är exponentiellt. Utöver axellast påverkar även andra trafikrelaterade faktorer såsom hastighet, däcktyp och trafikens säsongsvariation hur snabbt skador uppkommer och utvecklas (Gáspár & Bencze 2020). Dessa effekter innebär att vägar med hög andel tung trafik kräver tidigare och oftare återkommande underhållsinsatser än lågtrafikerade vägar (Gáspár & Bencze 2020).

Även klimatets inverkan är avgörande för skadornas utveckling. Vid högre temperaturer mjuknar bitumen, vilket kan öka risken för plastiska deformationer medan lägre temperaturer gör bindemedlet sprödare och därmed mer benäget att spricka (Agardh & Parhamifar 2014). Upprepade töjningar och ”frysningar” påverkar både beläggning och obundna lager, där vatten som fryser i porer och sprickor expanderar och kan orsaka tjällyftningar, sprickbildning och bärighetsförlust. Bristfällig avvattning förstärker dessa processer ytterligare då stående vatten kan bidra till erosion och potthålsbildning (Edvardsson 2013). Brister i materialval, asfaltens sammansättning eller konstruktionens utförande försvagar beläggningens motståndskraft och därmed påskyndarutvecklingen av både ytdefekter och sprickor (Agardh & Parhamifar 2014).

2.1.2 Underhåll och trafiksäkerhet

Underhåll av vägar är centralt för att bevara beläggningens funktion och trafiksäkerhet över tid. Som det har nämnts i avsnitt 2.1.1 utsätts vägar kontinuerligt för nedbrytning som måste hanteras för att vägarna ska förbli säkra och användbara. Planerade och reaktiva underhållsinsatser är båda viktiga för att motverka skador och upprätthålla kvaliteten på vägarna (Gáspár & Bencze 2020).

Underhållsåtgärder utförs för att motverka funktionsförluster samt förhindra att skador utvecklas vidare. Vanliga åtgärder vid underhållsåtgärder är sprickförsegling, fogförsegling, lagning och olika typer av ytbehandlingar. Dessa metoder syftar till att förbättra ytans egenskaper, minska vatteninträngning och förebygga skadorna från trafik och klimat. I slutändan påverkas effektiviteten av dessa underhållsåtgärder av flera faktorer, såsom hur väl arbetet utförs, beläggningens ursprungliga tillstånd samt vid vilken tidpunkt i skadans utveckling åtgärden genomförs (Gáspár & Bencze 2020).

Eftersom underhållsplanering grundar sig på hur skador identifieras och dokumenteras har inspektioner/inventering en central roll. I många fall används traditionella okulära inspektioner (se avsnitt 2.5.1) men denna metod har begränsningar relaterade till subjektivitet och inspektörer. Detta kan innebära att skador bedöms olika beroende på erfarenhet eller yttre omständigheter såsom ljus och väder (Wu et al. 2025).

2.2 Sprickbildning i vägbeläggningar

2.2.1 Sprickbildning

Sprickor i vägbeläggningar utgör en av de första synliga indikationerna på strukturell nedbrytning och är därför avgörande vid bedömning av en vägs tillstånd och livslängd. Det finns dock ingen entydig definition av vad en spricka är. Sprickor kan generellt beskrivas som en diskontinuitet i beläggningsytan, men kan tolkas olika mellan observatörer. Tolkningen varierar exempelvis vid hur sprickor avgränsas och grupperas. En serie av små separerade sprickor kan tolkas som flera individuella sprickor eller som en sammanhängande spricka (Technical Committee 2007). SKR lyfter också fram i handboken ”bära eller brista” (2019) att okulära beaktningar speciellt vid definitioner av skador ”lämnar dock utrymme för subjektiva värderingar”.

I de flesta fall initieras sprickor i asfaltslagrets underkant till följd av upprepade dragspänningar orsakade av tung trafik (SKR 2019). Dessa mikrosprickor växer gradvis uppåt mot ytan där de framträder som sprickor i eller nära hjulspår. Denna process kallas för utmattningssprickbildning och består av två faser: initiering och propagering (Offrell 2003). Under initieringsfasen uppstår mikrosprickor i asfaltslagrets nedre delar när materialet utsätts för upprepade dragspänningar och börjar förlora sin hållfasthet (Ofrell 2003). I den efterföljande propageringsfasen växer och sammanlänkas dessa sprickor gradvis genom beläggningen tills de når vägytan och blir synliga (Offrell 2003). När vägens dimensionerande livslängd överskrids eller om konstruktionen av vägen är underdimensionerad accelereras båda dessa processer (Isacsson 2000).

Trafikbelastning är en central faktor bakom skapande av sprickor. Främst handlar det om tunga fordon som skapar dynamiska spänningar i de bundna lagren (Isacsson 2000). På vägar med hög trafikintensitet leder lasten till att det bundna lagret successivt förlorar sin bärighet. Detta gäller speciellt vid vägar med tunnare asfaltslager då obundna lagar får en större påverkan. Resultatet är långsgående sprickor i hjulspåren som senare kan utvecklas till krackelering, se avsnitt 2.2.2 (SKR 2019).

Tillsammans med trafikens påverkan spelar också klimatet en avgörande roll. Snabba temperaturväxlingar medför termiska spänningar i asfalten vilket kan ge upphov till tvärgående sprickor (SKR 2019). Dessa typer av sprickor sker oftast under den kalla årstiden när beläggningen krymper men skadorna kan också förvärras av trafiklast när konstruktionen redan är svag (SKR 2019). Ofrell (2003) lyfter även fram att bitumens egenskaper varierar med temperatur och lasttid. Vid höga temperaturer betar sig bindemedlet mer som en viskös vätska vilket kan leda till plastiska deformationer (Ofrell 2003). Vid låga temperaturer blir det i stället sprött och benäget att spricka (Ofrell 2003). Tillsammans med trafiklasten blir det särskilt skadligt för vägarna. Sun et al (2022) påpekar att sprickor inte bara påverkar beläggningens hållbarhet utan även trafiksäkerhet, komfort och bränsleförbrukning. Detta eftersom sprickor bidrar till ojämnheter i vägytan, ökad vibration och försämrad ytstruktur, vilket påverkar både fordonets stabilitet och rullmotstånd (Sun et al. 2022).

Utöver klimatförhållanden och material har konstruktionstekniska brister stor inverkan. Sprickor kan uppstå på grund av otillräcklig kompaktering, dålig vidhäftning mellan beläggningsslager samt bristande dränering (Isasson 2000). När vägens bärande lager förlorar elasticitet eller stödförmåga blir sprickbildning oundviklig. Gaspar & Bencze (2019) påpekar dessutom att vägars livslängd är starkt beroende av samspelet mellan trafikparametrar (körfälsbredd, trafikvolym och axellast) och miljöfaktorer (temperatur, fukt och frost). Dessa faktorer påverkar tillsammans de spänningar och deformationer som uppstår i vägkonstruktionen, där högre laster och ogynnsamma klimatförhållanden accelererar materialutmattning och sprickbildning (Gaspar & Bencze 2019).

2.2.2 Typer av sprickor

I bära eller brista (2019) kategoriseras och identifieras olika typer av sprickor genom beskrivning av skadans normala utseende och utveckling tillsammans med fotografier. Sprickor kan klassificeras utifrån flera dimensioner, exempelvis riktning, omfattning och nivå på skadan. Nedan redovisas de spricktyper som vanligtvis förekommer i svenska vägmiljöer (SKR 2019).

2.2.2.1 Sprickbildning i hjulspår

Sprickbildning i hjulspår sker av upprepade dragtöjningar i beläggningsslagrens underkant som uppstår när främst tunga fordon belastar vägkonstruktionen. Sprickorna växer successivt uppåt och framträder oftast som längsgående sprickor i hjulspåren. Dessa sprickor uppstår främst när beläggningsens dimensionerade livslängd överskrids eller när vägkonstruktionen är underdimensionerad (SKR 2019).



Figur 1 Sprickbildning i hjulspår (SKR 2019)

2.2.2.2 Krackelering

Krackelering är en vidareutveckling av sprickbildning i hjulspår och andra typer av sprickor och ser ut som ett nät av sammanlänkande längs- och tvärgående sprickor. Mönstret kan påminna om krokodilskinn vilket ger namnet "alligator cracking" internationellt. Krackelering uppstår oftast i tunna beläggningsskonstruktioner. Otillräcklig dränering och svaga obundna lager är också vanliga bakomliggande orsaker (SKR 2019).



Figur 2 Krackelering (SKR 2019)

2.2.2.3 Tvärgående sprickor

Tvärgående sprickor uppträder som regelbundet återkommande sprickor tvärs över vägens längdriktning. Dessa typer av sprickor är i första hand klimatrelaterade och orsakas av termiska krympningar. Främst sker detta under vintertid vid snabba temperaturväxlingar. Även underliggande cementbetong i konstruktionen kan orsaka dessa typer av sprickor. Betongplattornas rörelser leder till sprickbildning i ovanliggande asfaltlager (SKR 2019).



Figur 3 Tvärgående spricka (SKR 2019)

2.2.2.4 Tjälsprickor

Tjälsprickor bildas till följd av ojämna tjällyftningar och är vanligtvis breda, djupa och långsgående sprickor. Placeringen av tjälsprickor brukar ofta variera med vägbanans bredd exempelvis i mitt eller nära väggkant. Lokala variationer i undergrunds tjälkönslighet, materialkvalite, vattenförekomst och snötäcke påverkar sprickornas uppkomst (SKR 2019).



Figur 4 Tjälspricka (SKR 2019)

2.2.2.5 Fogsprickor

Fogsprickor är långsgående sprickor som uppstår i skarvar mellan två beläggningsdrag. Fogsprickor orsakas vanligen av bristfälliga arbetsmoment vidläggning, exempelvis otillräcklig packning, dålig klistring eller att skarven inte förskjutits mellan olika beläggningslager (SKR 2019).



Figur 5 Fogspricka (SKR 2019)

2.2.2.6 Kantsprickor

Kantsprickor är definierade som längsgående sprickor som uppstår mellan 0,2 och 0,5 meter från beläggningens kanten. De orsakas främst av svagt sidostöd, dålig dränering eller om tunga fordon är tvungna att köra nära vägkanten. Bristande stödjande material i ytterkant gör konstruktionen särskilt sårbar också för kantsprickor (SKR 2019).



Figur 6 Kantspricka (SKR 2019)

2.3 Inventering och tillståndsbedömning av vägar

Underhållsarbetet på vägar utgör i stor utsträckning från hur skador identifieras och dokumenteras. Ramboll RST beskriver hur förutsättningarna skiljer sig mellan olika vägnät där exempelvis på högtrafikerade vägar är problemen ofta mätbara. Några av dessa problem är exempelvis spår, ojämnheter, komfortvärden och friktion vilket i huvudsak påverkas av hög trafikbelastning. På lokalgator med lägre trafikintensitet är dessa funktionsrelaterade parametrar generellt mindre dominerande. Bedömningen av underhållsbehovet baseras därför i högre grad på visuellt identifierbara beläggningsskador, såsom sprickor och ytdefekter. Lokalgator inventeras traditionellt genom okulära besiktningar (RST 2025).

RST lyfter även fram att inventering av skador på gatunät och gång- och cykelvägar utgör grunden för att planera åtgärder, budgetera och kommunicera underhållsbehov. Om en skadeinventering utförs korrekt leder det till en väl dokumenterad nulägesbild på vägen och gör det möjligt att prioritera objekt efter skadans trafikklass och omfattning. Detta kommer att leda till en ökad träffsäkerhet i både akuta och förebyggande underhållsåtgärder (RST 2025).

Inventering på lokalgatunät utförs okulärt av en erfaren besiktningsman. Ett exempel på detta är Rambolls inventeringsmetodik, där bedömningen görs tillsammans med ett specialanpassat fordon utrustat med kalibrerad hjulpulsgivare för längdmätning, GPS, digitala kameror samt ett system som möjliggör synkroniserad registrering av skador längs vägen.

Vid inventering av gator enligt denna metod registreras åtta representativa skadetyper (se Figur 7) baserat på en anpassad skadeuppsättning. Klassificeringssystem för vägskador är generellt inte standardiserade och kan därför skilja sig mellan olika aktörer och tillämpningar. Skadorna bedöms och dokumenteras utifrån både deras utbredning och svårighetsgrad i 25-metersintervall. Bedömningen görs i skadeklasserna 0–3 där skadegradering baseras på:

- **0:** Skadefri beläggning
- **1:** Lätta skador som inte kräver omedelbar insats
- **2:** Betydande skador som kan behöva åtgärd i närtid
- **3:** Omfattande och allvarliga skador som kräver omedelbar åtgärd

Figur 7 nedan redovisar skadeprotokollet som utförs (RST 2025).

Mätobjekt:	Vadsbrovägen												Start i: Fiskarvägen												Slut i: Vändslinga (medurs)											
Bredd:	7.0												6.0																							
Distans:	km	0	0.025	0.050	0.075	0.100	0.125	0.150	0.175	0.200	0.225	0.250	0.275	0.300	0.325	0.350	0.375	0.400	0.425	0.450	0.475	0.500	0.525	0.550	0.575	0.600	0.625	0.650	0.675	0.700	0.725	0.750	0.775	0.800		
Krackelering				1	1																															
Kantskada				2						1	1		2		1	1						1								1						
Potthål				3					1	3	2	2				3		1										2						1		
Spricka		2	3	2	3	3	3	3	3	2	2	2	2	1	1	2	1		2	1		1						1								
Oxid./Stensl.		1	2	2	3	2	2	3	3	3	2	3	1		1	2	2	1	3	2	1	1	1	1	1	1	1	1	3	1	2	1	2			
Lagning					1	1		1	1						1	1	1	1	1	1		1	1	1	1											
Spår/Slitage																																				
Övrig skada						1		2				1				2	1	1	1	1											1					
Kors/Ansl:						0.080		0.148				0.271			0.347											0.629										

Figur 7 Exempel på skadeprotokoll från inventering (RST 2025)

Efter inventeringen bearbetas data genom att vägsträckorna genom att ta fram restlevnadstiden. Restlevnadstiden tas fram genom att vid varje sektion vägs skadornas svårighetsgrad och skadeförekomst tillsammans med gatans trafikklass. Restlevnadstiden anger uppskattad tid innan beläggningsåtgärd senast bör utföras (se Figur 8) och används som ett rangordningsmått mellan olika objekt (RST 2025).

Mätobjekt:	Vadsbrovägen												Start i: Fiskarvägen												Slut i: Vändslinga (medurs)																							
Bredd:	7.0												6.0												6.0												6.0											
Distans:	km	0	0.025	0.050	0.075	0.100	0.125	0.150	0.175	0.200	0.225	0.250	0.275	0.300	0.325	0.350	0.375	0.400	0.425	0.450	0.475	0.500	0.525	0.550	0.575	0.600	0.625	0.650	0.675	0.700	0.725	0.750	0.775	0.800														
Krackelering				1	1									2		1																																
Kantskada				2						1	1					1						1									1																	
Potthål				3					1	3	2	2				3		1												2				1														
Spricka		2	3	2	3	3	3	2	2	2	2	2	1	1	2	1		2	1			1							1																			
Oxid./Stensl.		1	2	2	3	2	2	3	3	3	2	3	1		2	2	1	3	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3	1	2	1	2															
Lagning						1	1		1	1					1	1	1	1	1		1	1	1	1	1																							
Spår/Slitage																																																
Övrig skada								1	2			1				2	1	1	1	1											1																	
Kors/Ansl:						0.080		0.148				0.271			0.347											0.629																						

Figur 8 Restlevnadstid (RST 2025)

2.4 Metoder för sprickdetektion

2.4.1 Okulär inspektion

Okulär inspektion är den äldsta och fortfarande en av den mest använda metoden för att bedöma vägytors tillstånd. Detta gäller både i Sverige och internationellt. Vad okulära inspektioner innebär är att en inspektör tolkar och klassificerar skador på vägytan antingen från ett fordon, via video/stillbilder eller gående. I handboken bära eller brista beskrivs metoder som används av många svenska kommuner. Handboken beskriver hur bedömningen ska genomföras och hur skador ska klassas (SKR 2019).

I VTI:s rapport *Objektiv mätning av ytskador och sprickor i vägytan* beskrivs okulär inspektion som en väldigt positiv och användbar metod. Många av skadorna på vägarna som kräver underhållsåtgärder fångas oftast inte upp av dagens objektiva mätningar. Därför väljs det att fortfarande utföra okulära inspektioner från ett fordon. Metoden är relativt enkel men för att det ska genomföras på ett effektivt sätt krävs det betydande erfarenhet. Metoden är även väldigt anpassningsbar beroende på situation förutsatt att skadorna är synliga och under rätt miljö- och ljusförhållanden (Lundberg et al. 2020).

Okulär inspektion är baserat på subjektiva bedömningen vilket innebär att ett av de tydligaste problemen med metoden är resultatet. Då det är subjektiva bedömningar som görs kommer resultatet också vara subjektiv och variera (SKR 2019). Vidare styrks detta i VTI:s rapport där man lyfter fram att resultat påverkas av inspektörens erfarenhet men även yttre omständigheter såsom ljus och dimma (Lundberg et al. 2020). Ett konkret exempel redovisas i VTI:s rapport där samma skada fotograferades från två olika riktningar där motljus och medljus påverkade resultatet (se Figur 9). Dessa faktorer och variationer gör att identiska skador kan bedömas olika vilket skapar inkonsekvens i data (Lundberg et al. 2020)



Figur 9 Samma yta fotograferade från olika riktningar (Lundberg et al. 2020).

Detta innebär att även om inspektören utför ett kompetent arbete så kan ändå resultatet bli fel och skapa missinformation om förhållanden varierar. Därför rekommenderar VTI att okulära inspektioner sker vid mulet väder för att reducera dessa effekter (Lundberg et al. 2020).

Ett annat återkommande problem med okulära inspektioner är att synfältet kan begränsas beroende på situation och miljö. Exempelvis vid smala sektioner eller högre trafikflöden måste inspektioner utföras på längre avstånd eller högre hastighet. Detta resulterar i en sämre kvalitet på resultatet då möjligheten för att identifiera små sprickor och tidiga skador minskar. Detta innebär också att långsammare inspektioner innebär att kvalitén ökar men samtidigt ökas också kostnaden och framkomligheten (Lundberg et al. 2020).

Trots begränsningarna fyller okulär inspektion en viktig roll inom inventering. Kontexter kan vägas in som automatiserade mätningar inte alltid fångar. Inspektörer kan inkludera fler dimensioner i sin bedömning såsom beläggningens ålder eller trafikmiljö vilket ökar kvalitén i analysen. Okulära inspektioner är också ett extra lager till objektiva mätningar vid feltolkning eller dåligt resultat, vilket är ett känt problem i automatiserad detektion (Lundberg et al. 2020).

2.4.2 Sensorbaserade metoder

Sensorbaserade metoder är till skillnad från okulära inspektioner steget mot objektiva mätningar. Dessa metoder baseras i stället på fysiska beräkningar som exempelvis lasertriangulering och höjdprofilering. Den dominerande tekniken i Sverige är främst laserskanning vilket är utrustningar såsom LCMS vilket beskrivs i avsnitt 2.4 (Lundberg et al. 2018). Utöver laser förekommer även andra sensorsystem. Dessa system bygger i stället på radar, exempelvis ground-penetrating radar (GPR) och används för att identifiera dolda skador. Dessa skador kan vara hålrum, fuktlager under vägytan och delaminering. Delaminering avser en skada där vidhäftningen mellan två konstruktionslager i en beläggning har försämrats eller upphört, vilket skapar ett delvis frikopplat lager i vägkonstruktionen. I *Machine learning applications in road pavement management* beskrivs GPR som ett kraftfullt verktyg (Tamagusko, Correia, Ferreira 2024). Däremot lyfts det även fram att verktyget är kostsamt som kräver specialistkompetens tillsammans med omfattande efterbearbetning (Tamagusko, Correia, Ferreira 2024).

2.4.3 Bildbaserade metoder

Bildbaserade är en gammal men också den mest etablerade tekniken för automatisk sprickdetektion i vägytor. Bildbaserade metoder bygger på att analysera intensitetsvariationerna i tvådimensionella bilder. I dessa fall brukar sprickor typiskt framträda som smala, mörka och sammanhängande strukturer mot en ljus homogen bakgrund. Dessa metoder baseras på klassiska bildbehandlingsalgoritmer såsom kantdetektering, gradientanalys och filter. Principen av metoden är att sprickor uppvisar en tydlig kontrast med bakgrunden vilket möjliggör detektion (Varadharajan 2014).

Trots dess etablering är bildbaserade tekniker väldigt känsliga för variationer i omgivande miljö. Dessa variationer kan vara exempelvis skuggor, ojämn belysning, vägmarkeringar smuts som kan generera falska positiva detektioner. Detta innebär att bildbaserade metoder inte endast identifierar sprickor utan det kan även identifiera andra mörka ytor som inte är en spricka (Varadharajan 2014).

Utöver känsligheten finns det ytterligare begränsningar för sprickor såsom att det sällan är väldefinierade kanter. Sprickor är oregelbundna och kan i många fall integreras i beläggningens naturliga textur vilket gör det svårt att identifiera. Varadharajan et al. (2014) visar att dessa faktorer ofta leder till att algoritmerna antingen missar sprickor eller genererar överdetektioner i områden där vägytan uppvisar naturlig variation. Även Wu et al. (2025) beskriver liknande begränsningar i sin genomgång av traditionella bildanalysmetoder. Metoderna är starkt beroende av bildkvalitén, kontrast och brusnivåer vilket gör det svårt att generalisera mellan olika vägytor och måste därför anpassas till varje väg. (Wu et al. 2025)

2.5 LCMS - Laser Crack Measurement System

Laser Crack Measurement System (LCMS) är en avancerad och högupplöst metod för att mäta och analysera vägytans tillstånd med hjälp av skannande laserprofilering. Systemet har utvecklats för att kunna registrera vägytans geometriska och ytdefekter objektivt och i hög hastighet (Pavemetrics 2023). LCMS blir särskilt lämpad för stora vägnät där manuella inspektioner är tidskrävande och påverkas av subjektiva bedömningar (Lundberg et al. 2020).

Till skillnad från äldre punktlaserteknik som oftast endast mäter ett fåtal punkter tvärs över vägytan skannar LCMS i stället hela körfältets bredd och fångar detaljerad tredimensionell information. LCMS möjliggör även insamling av data under varierande ljusförhållanden och vid normal trafikfart vilket utgör en praktisk fördel jämfört med kamerabaserade system som är känsligare för ljus och skuggor (Li & Tsai 2011).

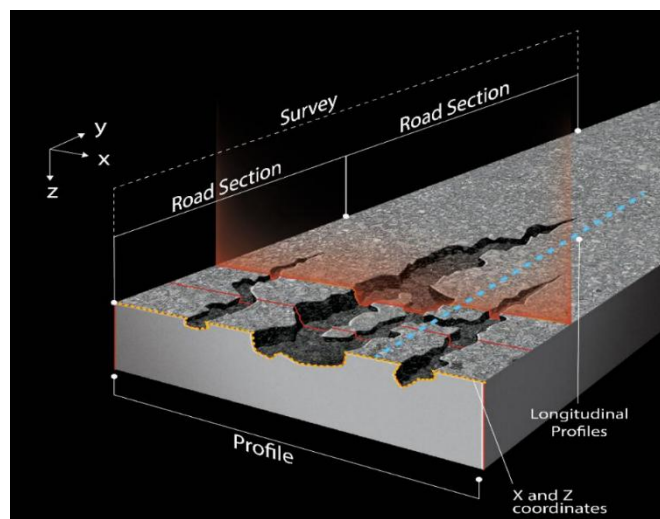
Enligt ROMDAS (2018) är trenden att använda avancerade mätfordon som LCMS känd inom vägteknikbranschen men den tekniska potentialen och de praktiska fördelarna med systemet är ännu inte fullt ut förstådda. Eftersom användningen av avancerade mätsystem som LCMS innebär förändringar i både datamängd och analysmetodik kan det ta tid innan systemen integreras fullt ut i etablerade arbetssätt, vilket i praktiken kan begränsa deras initiala tillämpning. När LCMS däremot används på ett korrekt sätt kan system ge mycket detaljerad och värdefull information om vägytans tillstånd (ROMDAS 2018).

2.5.1 Princip och funktion

LCMS bygger på lasertriangulering, där två linjelaserskannrar projicerar laserljus tvärs över vägytan, se Figur 10. Kamerorna registrerar hur den projicerade laserlinjens position och form varierar i kamerabilden till följd av vägytans höjdvariationer, vilket används för att beräkna ytan tredimensionellt. Skanningen sker löpande i färdriktningen av fordonet genom att laserprofiler triggas av mätfordonets distansmätare. Detta skapar sekvenser av tvärprofiler som fogas samman till en sammanhängande 3D beskrivning av vägytan, se Figur 11 (Pavemetrics 2023).



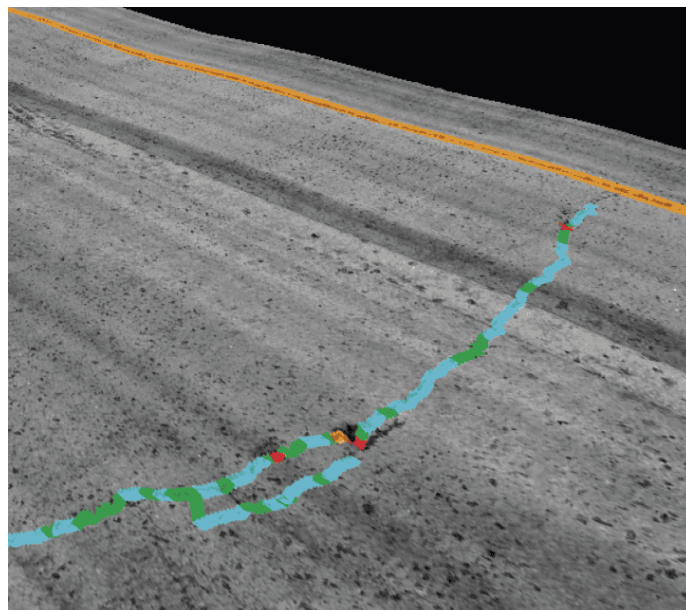
Figur 10 LCMS sensorerna (vänster) monterat på ett fordon (Pavemetrics 2025)



Figur 11 LCMS definitioner och mätningar (Pavemetrics 2023)

Systemet kan mäta en total bredd på 4 meter och registrerar upp till 4 096 mätpunkter per profil vilket motsvarar en tvärupplösning på cirka 1 mm (Laurent et al. 2014). Vid 70 km/h registrerar LCMS cirka 5 600 profiler per sekund, vilket ger en upplösning på omkring 4–5 mm längs färdriktningen. Varje profil representerar en tvärskanning av vägen och i kombination bildar de ett tätt tredimensionellt punktmoln där varje punkt har koordinaterna (X, Y, Z). Det vertikala mätområdet uppgår till cirka 200–250 mm med en höjdnoggrannhet på $\pm 0,5$ mm. Detta möjliggör detektion av mycket små ytdefekter såsom sprickor med ett djup på ned till cirka 0,75 mm (Pavemetrics 2023). Den slutgiltiga datan består av både höjddata (3D) och intensitets data (2D) (se avsnitt 2.4.2) vilket ger en visuell samt geometrisk analys av vägytan (Pavemetrics 2023).

Sprickdetektering i LCMS bygger inte främst på visuella kontraster i bilderna utan på hur vägytans höjdprofil varierar. Systemet använder 3D-data för att hitta små lokala avvikelser i höjd som inte passar in i den omgivande texturen (se Figur 12). Dessa avvikelser testas sedan mot olika tröskelvärden som är anpassade efter vägens lokala grovlek. När LCMS identifierat punkter som kan vara sprickor bearbetas de i flera steg: enstaka bruspunkter eller felpunkter filtreras bort och kvarvarande punkter kopplas ihop till sammanhängande linjer. På så sätt kan systemet steg för steg bygga upp längre sprickstrukturer från små lokala signaler (Pavemetrics 2023).



Figur 12 sprickmarkeringar genererade av LCMS-systemets inbyggda sprickidentifieringsalgoritm (Pavemetrics 2023)

En viktig fördel med tekniken är att den baseras på aktiv laserbelysning och inte på kameror som är beroende av ljus. Eftersom metoden analyserar höjdvariationer snarare än mörka pixlar i en bild kan LCMS upptäcka sprickor även när ljusförhållandena är ogynnsamma. Detta har visats av Li & Tsai (2011) som påpekar att laserprofilering ger stabila och robusta resultat både i dagsljus och mörker.

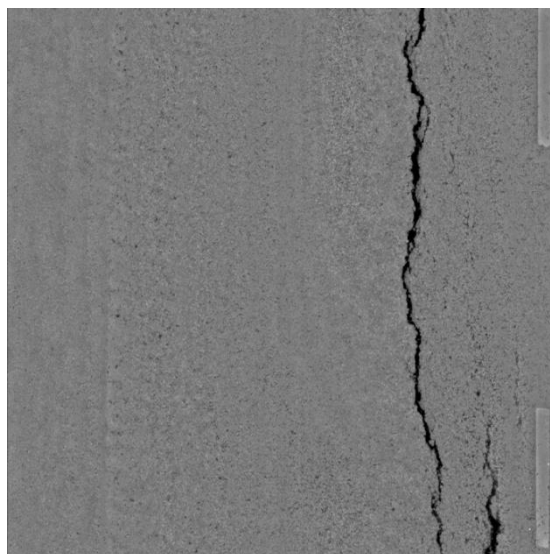
2.5.2 Mätdata och datatyper

LCMS genererar två datatyper: 3D höjddata och 2D-intensitetsbilder som tillsammans kan beskriva och visuellt visa vägytans geometri och egenskaper. Höjddatan används för att mäta exempelvis spårbildning, sprickor och textur. Intensitetsbilder används främst för att detektera förslutna sprickor samt vägmarkeringar (Lauren et al. 2014). Varje vägavsnitt som varierar mellan 5–20 meter beroende på inställning sparas som en egen sektion. Tillsammans med sektionerna sparas också tillhörande metadata som GPS-position, temperatur, tid och fordonets status (Pavemetrics 2023).

Höjddata utgör LCMS-systemets primära informationskälla och består av en höjdmatrix för varje tvärprofil. Varje mätpunkt i matrisen representerar vägytans topografi i tre dimensioner (Pavemetrics 2023). Data beskriver ytan som ett sammanhängande tredimensionellt fält och kan användas för att beräkna följande:

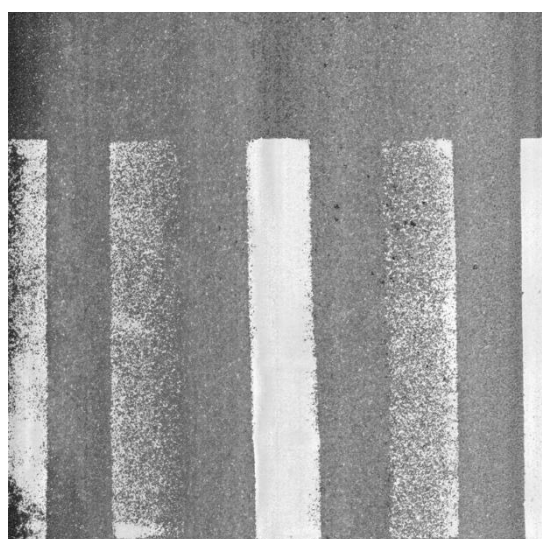
- Lokala höjdavvikelser
- Geometrisk deformationer som spår eller ojämnheter
- Sprickors djup- och formvariationer
- Volymmått vid potthål eller materiaförlust.

Den geometriska informationen som höjddata innehåller är källan som algoritmerna i LCMS använder sig främst utav för att automatiskt identifiera ytdefekter (Pavemetrics 2023). Figur 13 nedan redovisar hur höjddata kan se ut på en vägsektion. (Pavemetrics 2023).



Figur 13 Laserbaserad gråskalebild av vägytan (höjdbild)

Utöver höjddata registrerar LCMS även reflektionsintensitet från laserlinjen vilket generera en laserbaserad gråskalebild av vägytan, se Figur 14. Till skillnad från traditionella kamerabilder är intensitetsbilderna oberoende av omgivande ljus och kan därmed produceras under mörker eller skiftande belysningsförhållanden (Li & Tsai 2011). Intensitet bilderna används främst för manuell validering, identifikation av vägmarkering och visuell dokumentation av vägytan. Intensitetsdata fungerar därför som ett komplement till höjddata främst där visuell struktur är mer relevant.



Figur 14 Laserbaserad gråskalebild av vägytan (reflektionsintensitet)

2.5.3 Mätprecision och begränsningar

LCMS är designat för att tillåta noggrann och repeterbar datainsamling vid normala trafikfarter. Men som med många mättekniker påverkas resultatet av både tekniska faktorer samt ytelaterade faktorer. I fallet med LCMS beror precisionen på systemet på hur laserskanningen utförs. Både algoritmerna och parametrarna kan ha en stor påverkan på resultatet och precisionen. Studier visar att LCMS generellt uppnår hög geometrisk noggrannhet men beroende på beläggningstyper och väderförhållanden utgör särskilda utmaningar (Lundberg et al. 2020).

Noggrannheten beror bland annat på att sensorerna generera täta tvärprofiler som fångar den lokala topografin kontinuerligt (Pavemetrics 2023). LCMS är även mindre känslig för variationer i fordonets sidoläge när scanningen sker. Detta beror på att hela bredden mäts snarare än enstaka linjer (Lundberg et al. 2020).

När det kommer till repeterbarheten är den bra när ytskadorna är tydligt synliga och beläggningen har låg texturvariation. Enligt Lundberg et al (2020) så gjordes en omfattande fältstudie av 27 svenska sträckor. I fältstudien visades att mätresultaten för både stensläpp och sprickor kunde på ett konsistent sätt reproduceras (Lundberg et al. 2020). Däremot vid beläggningar med grövre makrotexturer kan sprickliknande höjdvariationer uppstå vilket leder till att sprickor feltolkas av algoritmen (Lundberg et al. 2020). Liknande resultat har rapporterats internationellt där LCMS kan registrera *falska* skador på grövre ytor (ARRB 2013).

Det finns flera yttre faktorer som också kan påverka mätresultaten och bör alltid tas hänsyn till:

- **Fukt & regn:** En fuktig eller våt vägyta kan jämna ut mindre höjdvariationer vilket innebär att sprickor blir svårare att upptäcka. Reflektionsegenskaper förändras också vilket innebär att intensitet datan i stort sett inte fungerar alls (Pavemetrics 2023).
- **Partiklar & smuts:** Löst material såsom löv kan också täcka sprickor ge ett falskt resultat av en intakt yta (ARRB 2013).
- **Snö & is:** När det finns snö och is på vägarna är det i stort sett omöjligt att få pålitliga data då både höjd- och intensitetsdata är opålitliga (Pavemetrics 2023)

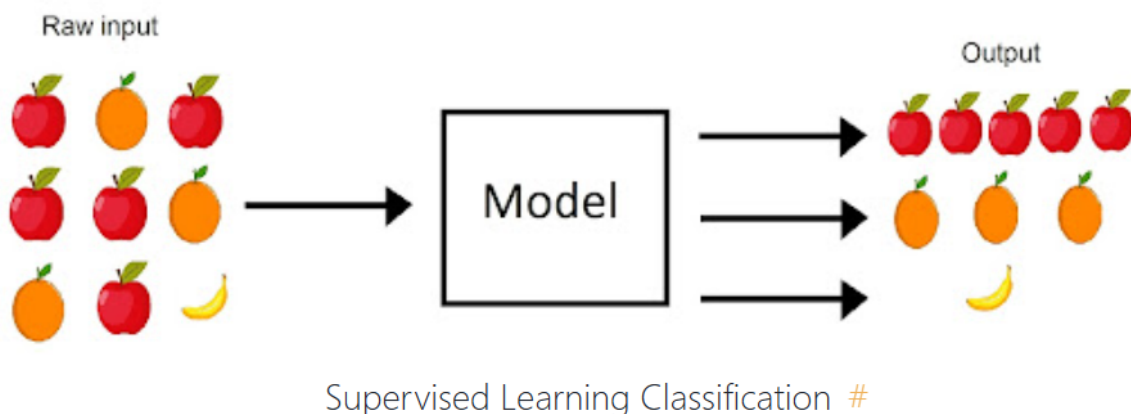
För att LCMS ska fungera krävs vissa parametrar exempelvis texturfilter och djuptrösklar är korrekt inställda för beläggningstypen som analyseras. Enligt Lundberg et al (2020) räcker inte standardinställningar utan den behöver oftast justeras från väg till väg. Om inte korrigering sker leder det oftast till antingen över- eller underrapportering av skador. Detta innebär trots LCMS automatisering är den inte helt självkorrigering (Lundberg et al. 2020).

2.6 AI-baserad sprickdetektion med djupinlärning

2.6.1 Maskininlärning

Maskininlärning är ett forskningsområde inom artificiell intelligens (AI) där algoritmer utvecklas för att kunna identifiera samband och mönster i data. Dessa samband och mönster identifieras utan fasta regler. I stället för att få regler och förklaringar på beslut/hantering av data lär sig modellen att analysera data och justera sina interna parametrar. Grundprincipen för maskininlärning och modellen är efter avslutade träning kunna tillämpa den inlärd kunskapen på ny, tidigare osedda data. Maskininlärning gör metoden därför särskilt lämpad för komplexa problem där manuellt definierade regler är svåra eller opraktiska att formulera. Detta brukar oftast ske vid exempelvis analys av stora datamängder eller visuella källor såsom digitala bilder (Li 2024).

En vanlig indelning som görs inom maskininlärning är mellan övervakad- och oövervakad inlärning. Inom övervakad inlärning tränas modellen med hjälp av data där varje datapunkt är kopplad till ett känt utfall, exempelvis i form av en klass. Syftet är att modellen ska kunna lära sig sambandet mellan korrekt utdata och indata vilket gör det möjligt för modellen att genomföra prediktioner eller klassificeringar av nya observationer, se Figur 15 (Li 2024).

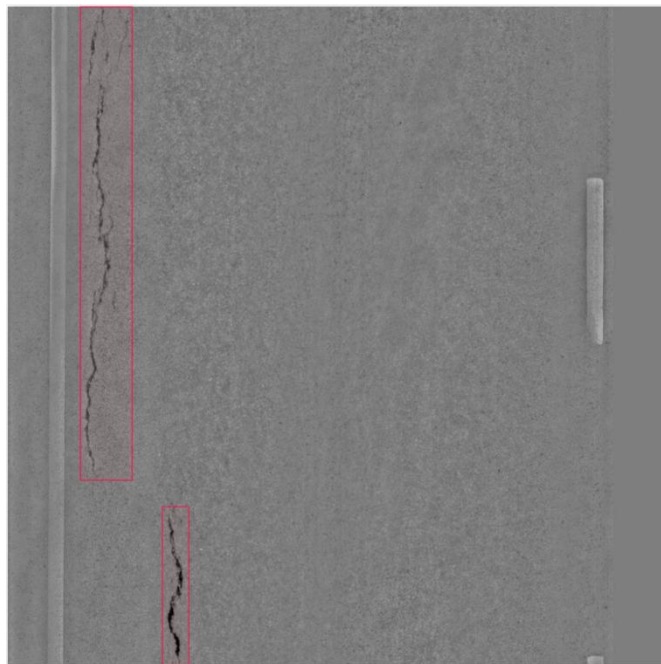


Figur 15 Övervakad inlärning (Safarzadeh 2024)

Vid övervakad inlärning delas datamängden vanligtvis upp i separata delmängder, träningsdata, valideringsdata och testdata. Träningsdata används för att anpassa modellen genom att justera dess parametrar. Valideringsdata används under träningsprocessen för att utvärdera modellens prestanda och för att upptäcka och motverka överträning. Överträning innebär att modellen anpassas för starkt till träningsdata och får därmed sämre förmåga att generalisera. Testdata används för att utvärdera hur väl modellen generaliserar till data som den inte tidigare har sett. Denna uppdelning är viktig eftersom den möjliggör en tillförlitlig utvärdering av modellens prestanda och minskar risken för överträning (Cerulli 2023).

Träningsprocessen inom övervakad maskininlärning sker iterativt. Modellens prediktioner jämförs kontinuerligt med de korrekta etiketterna i träningsdatan och skillnaderna mellan vad modellen predikterar och vad som är det korrekta svaret används för att justera modellens parametrar vilket leder till högre träffsäkerhet. Genom dessa upprepade iterationer förbättras modellen och leder till förbättrade resultat (Cerulli 2023).

När maskininlärning tillämpas på bilddata representeras varje bild i numerisk form, exempelvis genom pixelintensiteter. Modellen analyserar dessa numeriska värden för att identifiera återkommande struktur, såsom kontraster, texturer, former som kan kopplas till specifika klasser. För att detta ska vara möjligt krävs det att bildmaterial är annoterat i förväg. Annotering innebär att varje bild förses med korrekt etikett som fungerar som referens under träningsprocessen, se Figur 16 (Lindespång 2017).



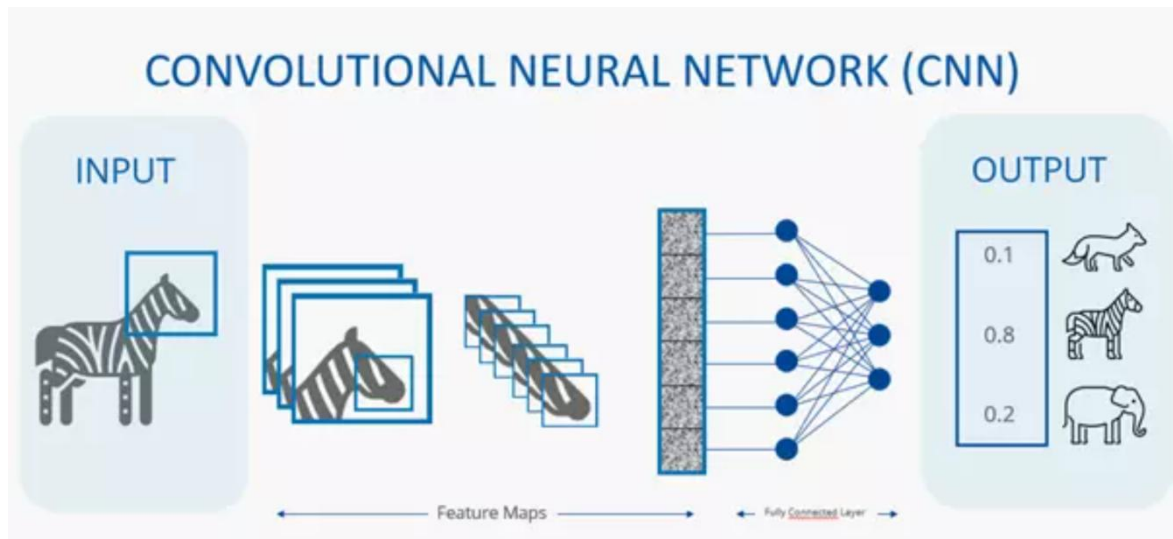
Figur 16 Annoterade sprickor på LCMS-höjddata med klassen "spricka"

Övervakad maskininlärning används ofta inom bildanalys för uppgifter som objektdetektion där syftet är att avgöra om ett visst objekt finns i en bild och vilken klass det tillhör. Objektetektion har fått ökad betydelse inom tekniska och infrastrukturella sammanhang, där automatiserad analys av bilddata möjliggör effektivare övervakning och bedömning jämfört med manuella metoder (Morgan & Westman 2021).

2.6.2 Deep learning

Deep learning är en vidareutveckling av maskininlärning som bygger på artificiella neurala nätverk med flera lager. En central skillnad jämfört med traditionella maskininlärningsmetoder är att deep learning inte kräver manuell extraktion av relevanta egenskaper innan träningen. I stället kan modellen automatiskt lära sig dessa egenskaper direkt från rådata genom de olika lagren i nätverket (Li, 2024).

Inom bildanalys utgör konvolutionella neurala nätverk (CNN) den dominerande metoden inom deep learning och används i olika arkitekturer, det vill säga olika sätt att strukturera modellens uppbyggnad och beräkningssteg för att lösa specifika uppgifter. CNN är konstruerade för att utnyttja strukturen i bilder genom att analysera lokala områden snarare än enskilda pixlar oberoende av varandra. På så sätt kan nätverket identifiera mönster såsom former, kanter och texturer, se Figur 17 (Cerulli 2023).



Figur 17 Visuell förklaring till CNN (IONOS 2024)

Efter inmatningen av bilddata i nätverket bearbetas informationen stegvis genom flera konvolutionella lager. I dessa lager appliceras filter som analyserar lokala områden i bilden vilket kallas för *feature maps*, vilket representerar visuella egenskaper exempelvis kanter och kontraster. Det är med hjälp av denna metod som nätverket kan identifiera komplexa strukturer i bilden (Cerulli 2023).

De tidiga lagren i CNN fokuserar främst på grundläggande mönster och de djupare lagren kombinerar dessa mönster till mer komplexa representationer. Processen gör det därför möjligt för nätverket att automatiskt lära sig vilka bildegenskaper som är relevanta (Li 2024). I slutet av nätverket sammanställs egenskaperna i ett fullt kopplad lager som ger ett slutgiltigt resultat (se output i Figur 17).

2.6.3 Arkitekturer för objekt- och defektdetektion

Objektdetektion är ett delområde inom datorseende där syftet är att identifiera både förekomst och position av objekt i en bild. Till skillnad från bildklassificering där hela bilden tilldelas en övergripande klass innebär objektdetektion att enskilda objekt lokaliseras genom avgränsningar samt tilldelas en klassetikett (Li 2024). Inom djupinlärningsbaserad objektdetektion används CNN som är uppbyggda med olika arkitekturer för att avgöra både vilken typ av objekt som förekommer i bilden och var dessa objekt är placerade. Sådana metoder har tillämpats i studier där objekt uppvisar variation i form, storlek och utseende, exempelvis vid analys av vägrelaterade defekter såsom sprickor, potthål och andra ytliga skador (Khatoon et al. 2024).

Arkitekturer för objekt-detektion beskrivs ofta utifrån en indelning i enstegsmetoder och tvåstegsmetoder. Tvåstegsmetoder bygger på att modellen i första steg genererar förslag på bildregioner som kan potentiellt innehålla ett objekt. Därefter analyseras objektet i ett andra steg där det sedan klassificeras och deras positioner justeras. Denna typ av arkitektur är beräkningsmässigt mer omfattande vilket påverkar bearbetningstiden (Le 2025).

Enstegsmetoder utför i stället lokalisering och klassificering i ett sammanhängande steg. Ett exempel på en sådan arkitektur är *"You Only Look Once"* (YOLO), där hela bilden analyseras i ett enda framåtriktat flöde. Detta görs genom nätverket och objektens position och klass predikteras direkt utan att dela upp stegen (Wang et al. 2024). Yolo-baserade arkitekturer har använts i flera arbeten och studier som behandlar detektion av vägskador. Exempelvis har varianter av YOLO tillämpats för identifiering av vägdefekter i bilddata där objektens position, utseende och typ är av intresse (Eriksson 2023; Wang et al. 2024).

2.6.4 Utvärderingsmått för modellprestanda

För att analysera och jämföra prestandan hos maskininlärnings- och djupinlärningsmodeller används olika utvärderingsmått som beskriver hur väl en modell identifierar och klassificerar objekt i bilddata (Cerulli 2023). Utvärdering av maskininlärningsmodeller inom övervakad inläring baseras på en jämförelse mellan modellens prediktioner och ett facit bestående av manuellt annoterade data. Resultaten från jämförelsen gör det möjligt att beräkna utvärderingsmått som beskriver modellens prestanda (Morgan & Westman 2021). Vid objekt-detektering används flera kompletterande mått då modellen ska både identifiera förekomsten av ett objekt samt lokalisera deras position i bilden (Du & Xie 2024).

Vid jämförelse mellan prediktion och facit kan varje utfall kategoriseras som True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN) eller True Negative (TN). Dessa begrepp används för att beskriva om modellen korrekt eller felaktigt identifierar förekomsten eller frånvaron av ett objekt (Morgan & Westman 2021).

- True Positive (TP): modellen identifierar korrekt ett objekt som finns i facit.
- False Positive (FP): modellen identifierar ett objekt som inte finns i facit.
- False Negative (FN): modellen missar ett objekt som finns i facit.
- True Negative (TN): modellen identifierar korrekt att inget objekt finns.

Dessa utfall kan sammanställas i en så kallad confusion matrix (se Figur 18) vilket används för att analysera hur modellens prediktioner fördelar sig mellan korrekta och felaktiga klassificeringar (Morgan & Westman 2021). För varje sann klass visas hur många exempel som modellen har klassificerat korrekt samt hur många som i stället har klassificerats som andra klasser. Värden längs huvuddiagonalen motsvarar korrekta prediktioner medan övriga värden visar vilka klasser som modellen har förväxlat med varandra.

True Class	airplane	923	4	21	8	4	1	5	5	23	6
	automobile	5	972	2					1	5	15
	bird	26	2	892	30	13	8	17	5	4	3
	cat	12	4	32	826	24	48	30	12	5	7
	deer	5	1	28	24	898	13	14	14	2	1
	dog	7	2	28	111	18	801	13	17		3
	frog	5		16	27	3	4	943	1	1	
	horse	9	1	14	13	22	17	3	915	2	4
	ship	37	10	4	4		1	2	1	931	10
	truck	20	39	3	3			2	1	9	923
		airplane	automobile	bird	cat	deer	dog	frog	horse	ship	truck
		Predicted Class									

Figur 18 Exempel på en confusion matrix som visar relationen mellan sanna klasser och modellens prediktioner.

Utifrån dessa utfall kan flera kvantitativa mått beräknas för att beskriva modellens prestanda. Två centrala mått är precision och recall vilket används för att analysera balansen mellan korrekt identifierade objekt och missade eller felaktiga detektioner (Padilla, Netto & Silva 2020).

Precision beskriver andelen korrekt identifierade objekt i förhållande till det totala antalet objekt som modellen har detekterat. Precision definieras enligt följande formel:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Ett högt precisionsvärde indikerar att en stor andel av modellens detektioner motsvarar faktiska objekt i facit (Padilla, Netto & Silva 2020).

Recall beskriver modellens förmåga att identifiera samtliga relevanta objekt i datamaterialet och definieras enligt formeln:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

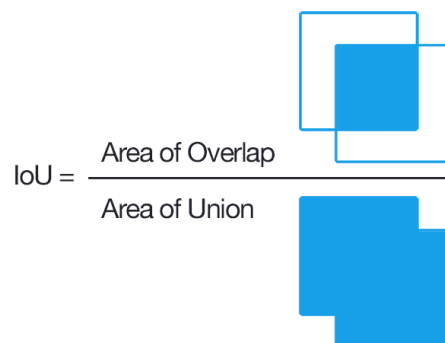
Ett högt recall värde innebär att modellen missar få objekt som faktiskt finns i facit, men säger däremot inget om förekomsten av falska positiva detektioner. Precision och recall är

ofta motverkande mått, vilket innebär att en ökning av precisionen kan leda till en minskning av recall och vice versa (Padilla, Netto & Silva 2020).

Vid objektdetektering används även Average Precision (AP) vilket beräknas som arean under precision-recall kurvan för en given klass. För problem med flera klasser beräknas i stället mean Average Precision (mAP) som medelvärdet av AP över samtliga klasser enligt formeln:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i$$

där N är antalet klasser. Beräkningen av mAP utförs vid specifika tröskelvärden för Intersection over Union (IoU), vilket beskriver graden av överlappning mellan en predikterad bounding box och motsvarande facit (se Figur 19). I YOLO redovisas mAP vanligtvis vid ett fast IoU-tröskelvärde på 0.5 benämnt mAP@0.5 (mAP50). Detta innebär att en detektion betraktas som korrekt om överlappningen mellan facit och prediktion uppgår till minst 50%. Utöver detta redovisas även mAP@0.5:0.95 (mAP50–95), vilket beräknas som medelvärdet av mAP vid flera IoU-trösklar från 0,5 till 0,95 i steg om 0,05.



Figur 19 Beräkning av Intersection over Union (IoU) (Rosebrock 2016)

3. Metod

3.1 Datainsamling

3.1.1 Insamlade vägsträckor

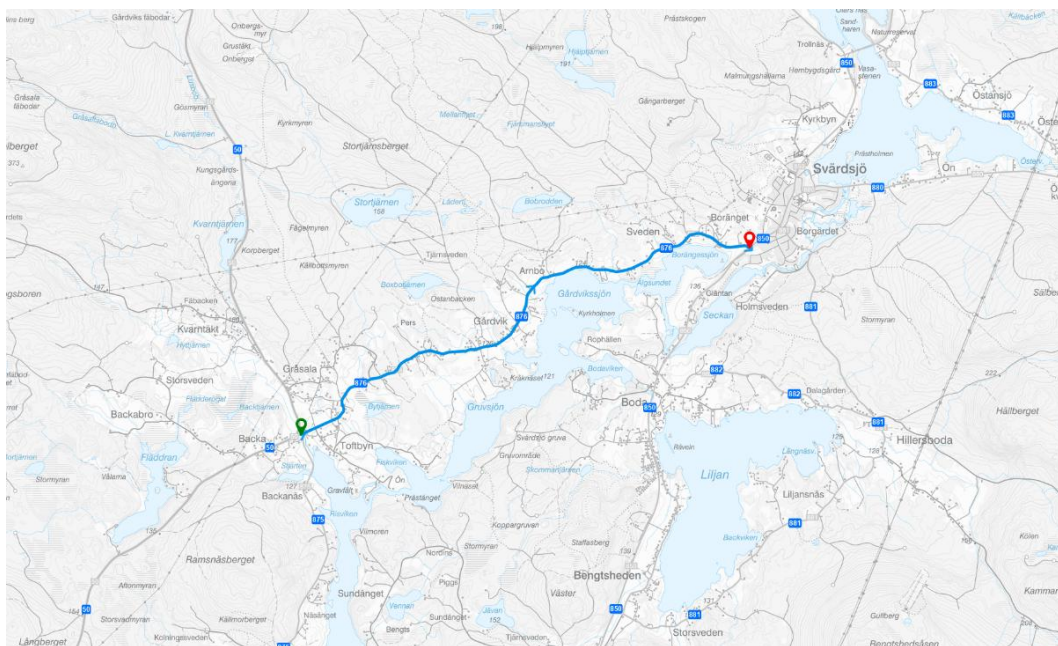
De vägsträckor som analyserades i detta arbete valdes ut med hjälp av Trafikverkets Pavement Management System (PMSv4). PMSv4 är Trafikverkets databas för lagring och analys av vägrelaterade tillståndsdata och möjliggör filtrering av vägobjekt baserat på bland annat skadetyper, skadeomfattning och körfält. Urvalet av vägsträckor baserades på förekomst av sprickor i körfält, där filtrering genomfördes utifrån sprickintervall motsvarande måttlig till hög sprickförekomst (Trafikverket, 2025, PMSv4).

I denna studie användes sprickintervallen 4–8 m samt >8 m, vilket i PMSv4 innebär att varje 20-meters delsträcka innehåller mellan 4 och 8 meter respektive mer än 8 meter sprickor. Sprickintervallen representerar sprickornas totala längd per delsträcka, och inte sprickdjup eller sprickbredd. Valet av dessa intervall gjordes för att säkerställa att det analyserade materialet innehåller ett tillräckligt stort antal sprickor, vilket är en förutsättning för både manuell annotering och träning av maskininlärningsmodeller.

Baserat på denna filtrering identifierades två vägsträckor, väg 800 och väg 876. För väg 800 omfattade den analyserade LCMS-datan sträckan från 7 020 m till 20 904 m, vilket motsvarar en total längd på 13 884 m. För väg 876 analyserades LCMS-data från 0 m till 7 509 m, motsvarande en total sträcka om 7 509 m. För båda vägsträckorna analyserades data från körfält K1 i riktning med. Det totala underlaget som ingår i studien uppgår därmed till cirka 21,4 km vägsträcka. Begränsningen till dessa två vägsträckor gjordes dels av praktiska skäl, dels för att hålla datamängden hanterbar inom ramen för examensarbetet. De identifierade vägsträckor gavs sedan till Ramboll som sedan ansvarade för att extrahera motsvarande mätdata från LCMS-systemet. Figur 20 & 21 nedan visar en översiktskarta med de vägsträckor som ingår i studien.



Figur 20 Väg 800

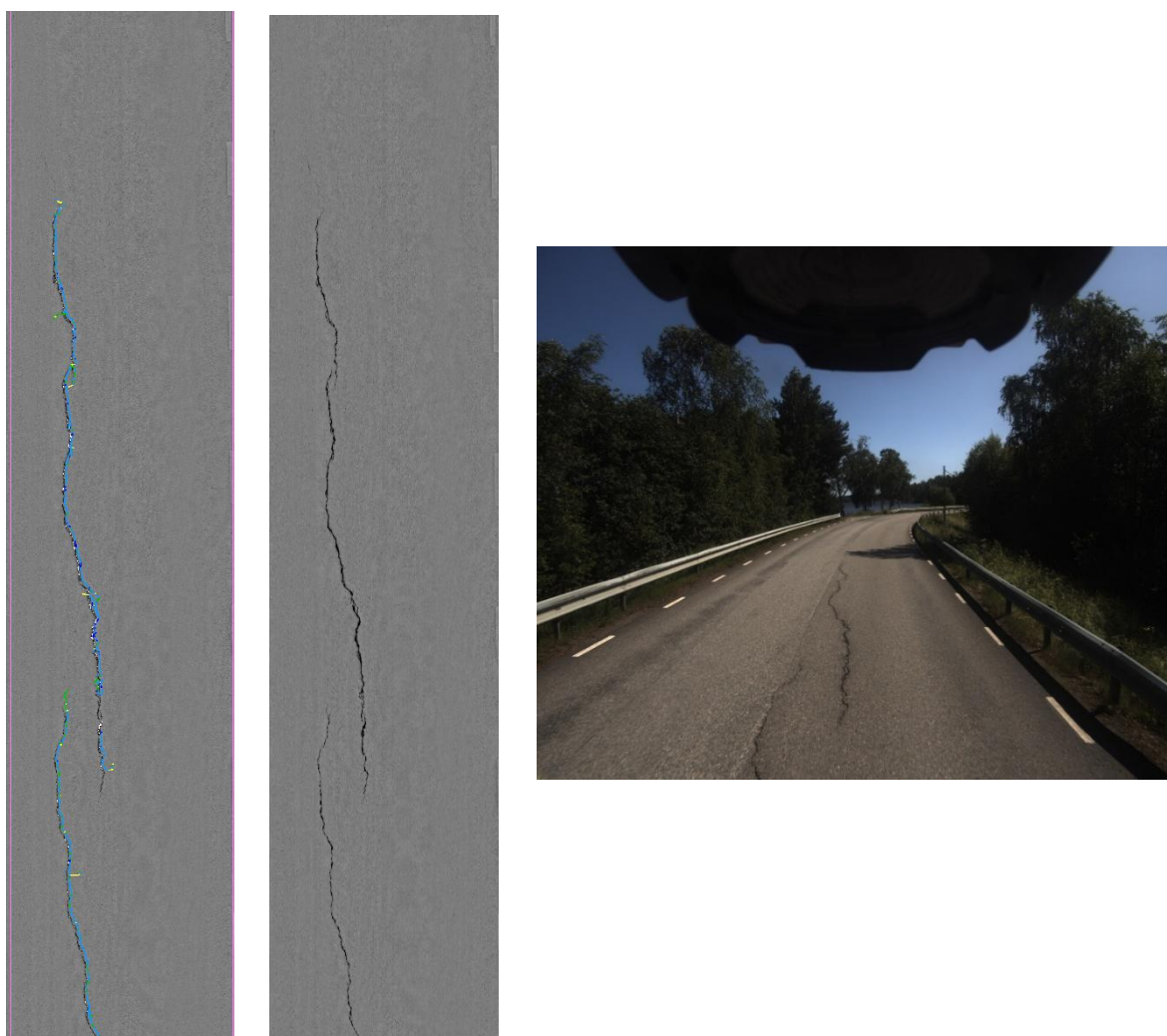


Figur 21 Väg 876

3.1.2 Datakällor och datatyper

Datamaterialet som används i studien består av bilddata insamlad med mätsystemet LCMS samt kompletterande framåtriktade kamerabilder från mätfordonet. LCMS-data utgörs av höjddata där sprickor framträder som mörka strukturer mot en ljus bakgrund (se Figur 22). Dessa bilder används för manuell annotering (se avsnitt 3.3.2) och för träning av maskininlärningsmodellerna. Utöver höjddata har även samma bilder med resultat från LCMS-systemet inbyggda sprickidentifieringsalgoritm använts. Dessa bilder har ett extra lager där markering på sprickor görs av systemet och markeras på bilden (se Figur 22). Bilderna används som jämförelseunderlag i studien och möjliggör en visuell och kvantitativ jämförelse mellan LCMS-algoritmens sprickidentifiering och resultaten från de maskininlärningsbaserade modellerna.

De framåtriktade kamerabilderna används som referensmaterial för att visuellt verifiera att sprickor som identifieras i höjdbilderna motsvara faktiska skador i vägytan. Detta innebär att kamerabilderna används inte som indata till modellerna utan fungerar som stöd vid annotering och vid validering.



Figur 22 LCMS-höjddata med LCMS-algoritmens sprickmarkeringar (vänster), höjddata (mitten) samt framåtriktad kamerabild från mätfordonet (höger).

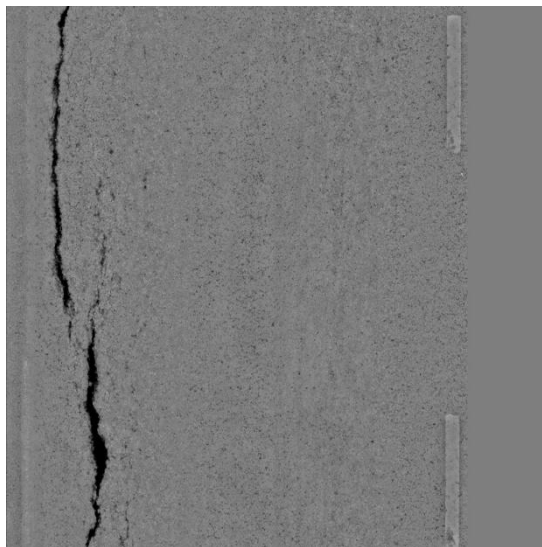
3.2 Datapreparering

Innan modellträning och analys genomfördes en datapreparering av det insamlade bildmaterialet. Syftet med dataprepareringen var att strukturera och anpassa materialet för manuell annotering samt för träning av maskininlärningsmodeller.

3.2.1 Bildförbehandling

De höjdbilderna som extraherades från LCMS-systemet bearbetades inför annotering och modellträning. Bilderna hade ursprungligen en upplösning på 1026×5000 pixlar, vilket motsvarar cirka 20 meter i vägens längdriktning och 4 meter i bredd i verklig skala. Denna bildstorlek innebär dock en hög minnesbelastning vid träning av djupinlärningsmodeller, vilket begränsar möjligheten att genomföra träning på tillgänglig hårdvara.

För att därför hantera och ta hänsyn till minnet och effektivt hantera bildmaterial delades höjdbilderna upp i mindre bildsegment, så kallade *tiles*. Varje tile genererades med en upplösning på 1026×1024 pixlar, se figur 23 nedan. Uppdelningen i tiles reducerar minnesbelastningen vid modellträning och möjliggör bearbetning av flera bildsegment samtidigt. Samtidigt behålls upplösningen och bildkvaliten för att modellen ska kunna träna och identifiera sprickorna på ett tillförlitligt sätt. Inga yterligare filtrering eller förändring av bilderna utfördes. Vid jämförelse med LCMS-systemets inbyggda sprickidentifiering (se avsnitt 4.3) applicerades den tränade modellen på de ursprungliga höjdbilderna (1026×5000 pixlar)



Figur 23 Exempel på hur en "tile" figur kan se ut.

3.2.2 Annotering

Annoteringen av sprickor genomfördes manuellt med hjälp av CVAT (Computer Vision Annotation Tool), ett webbaserat annoteringsverktyg utvecklat av Intel. I detta sammanhang innebär annotering manuell märkning av sprickor i höjdbilderna för att skapa tränings- och utvärderingsunderlag för maskininlärning.

Annoteringen utfördes på höjdbilderna baserat på visuell tolkning av sprickor i kombination med kamerabilderna. För att vidare undersöka olika nivåer av sprickidentifiering skapades två separata dataset:

- **Binärt dataset:** Annoteringen genomfördes genom att endast förekomst av spricka markerades. Bildområden som inte annoterades som spricka betraktades därmed implicit som ingen spricka. Detta dataset användes för träning och utvärdering av en modell med syfte att identifiera förekomst av sprickor i vägytan.
- **Flerkategoridataset:** Annotering utifrån både sprickriktning och skadegrad. Sprickorna klassificerades som längsgående eller tvärgående samt tilldelades en skadegrad (1, 2 eller 3) i enlighet med den teoretiska klassificering som beskrivs i avsnitt 2.3.

3.3 Modellutveckling av maskininlärningsmodeller

3.3.1 Val av modellarkitektur

I detta arbete valdes en objektdetekteringsmodell baserad på YOLOv8 för att identifiera sprickor i vägytan utifrån höjdbilderna. Valet gjordes då arbetet kräver både att sprickor kan detekteras och att deras position kan lokaliseras i bilden. Den använda modellen är initialt förtränad på ett stort generellt bilddataset och är därmed inte specifikt tränad för vägar eller vägsprickor. Förträningen innebär dock att modellen redan har lärt sig grundläggande visuella egenskaper såsom kanter, linjer, kontraster och texturer. Vid träningen i detta arbete anpassas modellen till sprickdetektion genom så kallad transfer learning, vilket innebär att de befintliga vikterna finjusteras med hjälp av det annoterade sprickdatasetet. På så sätt lär sig modellen att särskilja sprickor från andra linjära strukturer i vägbilder.

Modellen tränades i två varianter som motsvarar de två dataset som beskrivs i dataprepareringssteget: ett binärt dataset där sprickor representeras som en gemensam klass samt ett flerkategoridataset där sprickor även klassificeras utifrån riktning och skadegrad. För dessa två dataseten användes olika modellstorlekar inom YOLOv8-arkitekturen, vilket beskrivs i avsnitt 3.3.3. Detta möjliggör en jämförelse mellan en mer generell sprickdetektion och en mer detaljerad klassificering inom samma arkitekturval.

3.3.2 Träningsprocess

Träningen av de två modellerna genomfördes med utgångspunkt i de färdigpreparerade och annoterade dataset som beskrivs i avsnitt 3.2. För respektive dataset delas bildmaterialet upp i tränings- och valideringsdata, där träningsdata användes för modellens inläring och valideringsdata för att följa modellens prestanda under träningens gång. En fördelning på 80/20 användes där 80% av de annoterade bilderna är träningsdata och 20% är valideringen.

Träningen initierades med förtränade vikter och genomfördes i detektionsläge inom YOLOv8. Under träningsprocessen uppdaterades modellens vikter iterativt genom upprepade genomgångar av träningsdatasetet samtidigt som valideringens använde som ett facit för att säkerställa inlärnings utförs korrekt. Samma övergripande träningsprocess utfördes på båda modellerna vilket säkerställer att skillnader i resultat kan härledas till modellval och träningsinställningar. Specifika inställningar och parametrar som skiljer de två modellerna åt redovisas i avsnitt 3.3.3.

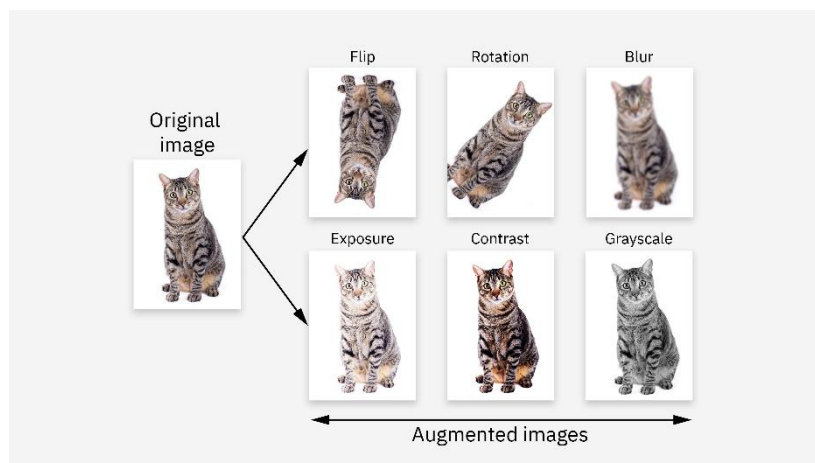
3.3.3 Träningsparametrar

Träningsparametrar valdes med syftet att uppnå stabil inlärning och jämförbara resultat mellan de två modellerna, samtidigt som hänsyn togs till datamängd och tillgängliga beräkningsresurser. Båda modellerna tränades under 100 epoker, där en epok innebär att modellen tränas en gång på hela träningsdata. Detta antal bedömdes vara tillräckligt för att modellen skulle lära sig de underliggande mönstren i data utan att överanpassas. Under träningen utvärderas modellens prestanda genom en förlustfunktion, som mäter hur stora fel modellens prediktioner har. När modellen förbättras minskar vanligtvis denna förlust och stabiliseras efter ett antal epoker. Överanpassning innebär att modellen börjar anpassa sig alltför specifikt till träningsdata, vilket kan försämma dess förmåga att göra korrekta prediktioner på ny, tidigare osedda data.

Modell 1 (binär sprickdetektion) tränades med den medelstora arkitekturen YOLOv8m och en bildstorlek om 640x640 pixlar. Denna konfiguration bedömdes ge en god balans mellan modellkapacitet och beräkningskostnad för uppgiften att identifiera sprickförekomst.

Modell 2 (flerklassdetektion) tränades med den mindre arkitekturen YOLOv8s i kombination med en högre bildstorlek 1024x1024 pixlar. Den ökade bildupplösningen valdes för att möjliggöra bättre klassificering av finare sprickstrukturen. För denna modell användes även en lägre initial inlärningshastighet jämfört med den binära modellen främst för att ta hänsyn till den ökade komplexiteten av klassificering.

Begränsad dataaugmentation användes för båda modellerna, där mer aggressiva argumentationsmetoder som exempelvis rotation undveks för att inte förvränga sprickornas geometriska egenskaper. Dataaugmentation innebär här att träningsbilderna modifieras genom exempelvis spegling eller mindre bildvariationer (se Figur 24) för att öka modellens robusthet och minska risken för överanpassning.



Figur 24 Dataaugmentation visuellt (IBM 2025)

3.3.4 Utvärderingsmått

För att kunna utvärdera de tränade modellerna användes en kombination av kvantitativa prestandamått tillsammans med visuell jämförande analys. Syftet med utvärderingen är att kvantitativt bedöma modellernas prestanda samt att analysera hur modellernas prediktioner. Modellernas prediktioner jämfördes och analyserades med både manuella annoteringar och sprickmarkeringar genererade av LCMS-systemets inbyggda algoritm.

Den kvantitativa utvärderingen genomfördes med hjälp av precision, recall och mean average precision (mAP) (se avsnitt 2.6.4). Precision användes för att beskriva andelen korrekt identifierade sprickor i förhållande till det totala antalet detektioner modellen utför. Recall användes för att beskriva modellernas förmåga att identifiera faktiska sprickor i bildmaterialet. Mean average precision användes som ett sammanfattande mått som beaktar både recall och precision över olika tröskelvärden. Dessa utvärderingsmått beräknades med hjälp av YOLOv8:s inbyggda validerings- och testfunktioner. Dessa beräkningar gjordes på data som inte har använts under träning. För flerkategorimodellen analyserades resultaten både totalt samt per sprickklass för att möjliggöra en jämförelse mellan de olika typer av sprickor.

Utöver den kvantitativa utvärderingen genomfördes även en visuell analys baserad på testdata. Denna analys gjordes för att identifiera och analysera typiska fel såsom uteblivna detektioner (falska negativa), felklassificeringar samt falska positiva detektioner. Vid jämförelse mellan LCMS-systemets inbyggda algoritm och de tränade modellernas prediktioner användes samma bildmaterial vilket gör att direkt visuell jämförelse kan utföras. Skillnader analyserades med avseende på vilka sprickor som identifierades, vilka som missade samt hur sprickornas lokalisering skilde sig mellan metoderna.

Den visuella analysen kompletterade de kvantitativa måtten och möjliggjorde en mer nyanserad bedömning av modellernas prestanda speciellt då numeriska värden inte fullt ut speglar kvaliteten på de prediktioner som generas.

4. Resultat

Detta kapitel redovisar resultaten från utvärderingen av de utvecklade modellerna för sprickdetektion i vägytor baserat på LCMS-höjddata. Resultaten presenteras för två modeller: en binär sprickdetektionsmodell samt en flerklassmodell för detektion och klassificering av sprickor.

Kapitel 4 är uppdelat i tre avsnitt. Avsnitt 4.1 och 4.2 redovisar resultaten för respektive modell med hjälp av kvantitativa prestandamått och visuell analys av prediktioner på valideringsdata. Avsnitt 4.3 redovisar en visuell jämförelse mellan den binära sprickdetektionsmodellen och LCMS-systemets inbyggda algoritm.

4.1 Modell 1 – Binär sprickdetektion

Detta avsnitt redovisar resultaten för den binära sprickdetektionsmodellen, där samtliga sprickor behandlas som en gemensam klass. Modellens prestanda utvärderas med hjälp av kvantitativa prestandamått samt genom visuell analys av modellens prediktioner på valideringsdata.

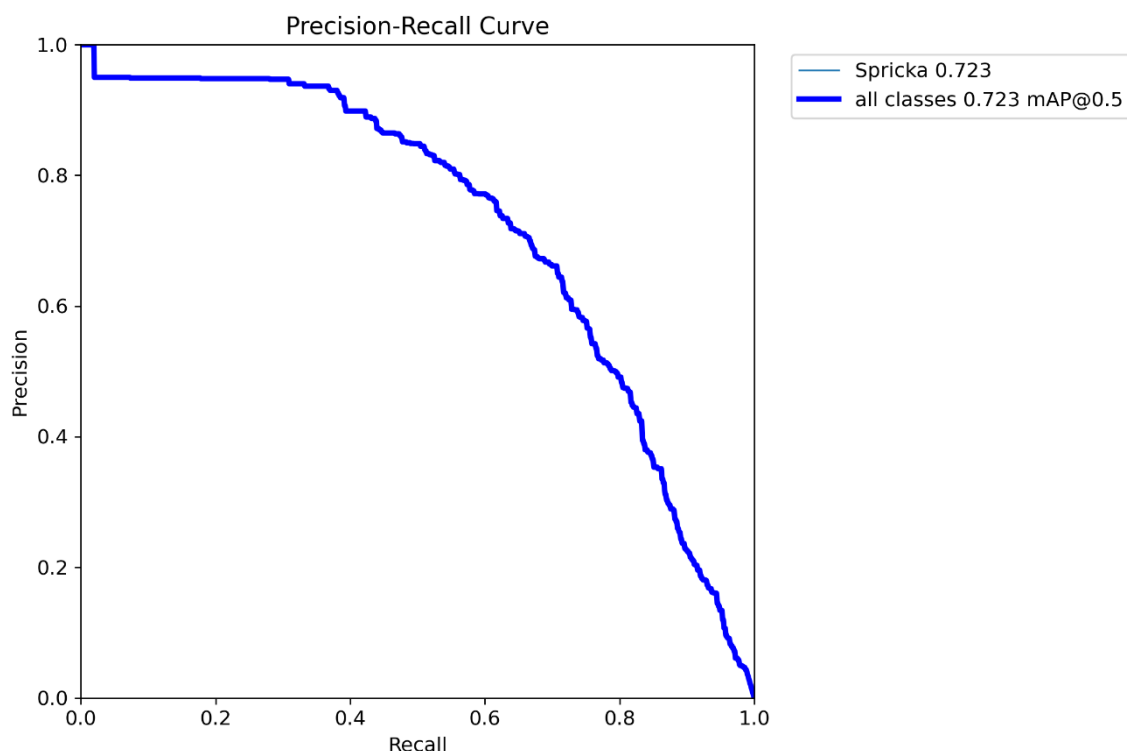
Tabell 1 redovisar de kvantitativa prestandamåtten för den binära sprickdetektionsmodellen utvärderad på valideringsdatasetet. Resultaten inkluderar precision, recall och mean average precision (mAP). Dessa mått ger en samlad bild av modellens förmåga att identifiera sprickor samt att undvika felaktiga detektioner.

Tabell 1 Binära modellens kvantitativa värden

Mått	Värde
Precision	0,7
Recall	0,667
mAP@0.5	0,723
mAP@0.5:0.95	0,422

Enligt Tabell 1 uppnår modellen en hög precision vilket innebär att en stor andel av de detekterade sprickor överensstämmer med de manuella annoteringarna, alltså ”facit”. Recall är däremot lägre än precision vilket indikerar att modellen inte identifierar alla sprickor som förekommer. MAP sammanfattar modellens övergripande detektionsprestanda och visar att modellen har en god men inte fullständig täckning av sprickförekomsterna i datamaterialet. $mAP@0.5$ anger modellens detektionsprestanda vid en fast IoU-tröskel på 0.5. Detta innebär att predikterade bounding boxes räknas som korrekta om de överlappar de manuella annoteringarna till minst 50 %. $mAP@0.5:0.95$ är ett medelvärde beräknat över flera IoU-trösklar mellan 0.5 och 0.95 och ställer därmed högre krav på exakt lokalisering, vilket förklarar det lägre värdet.

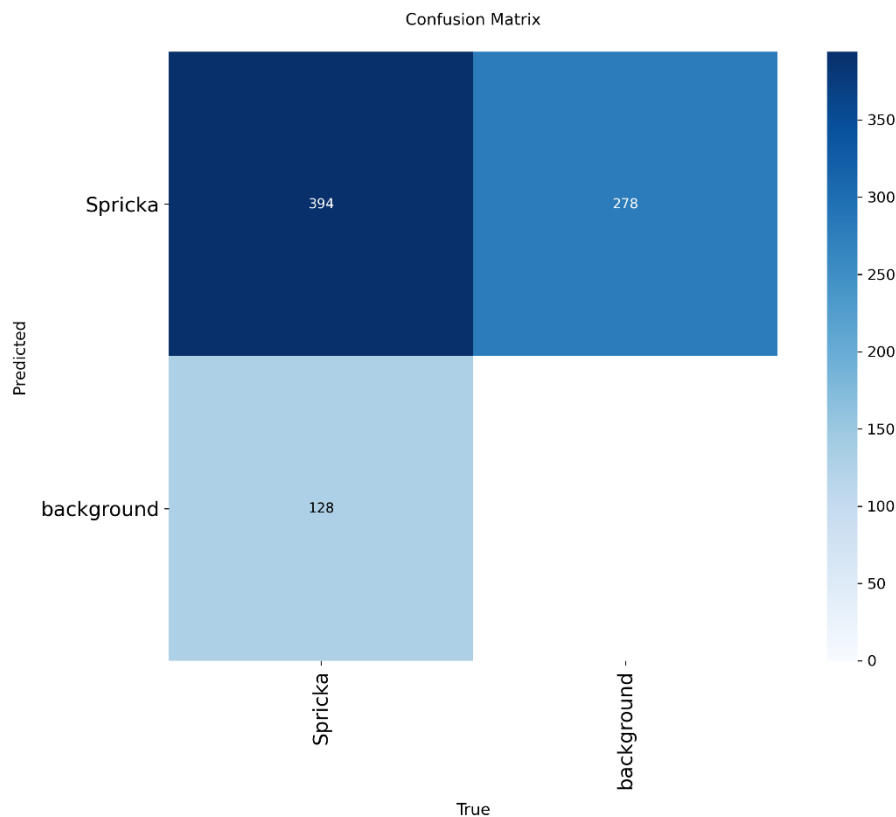
Figur 25 visar precision–recall kurvan för den binära sprickdetektionsmodellen. Kurvan illustrerar hur precisionen förändras i relation till recall vid olika tröskelvärden.



Figur 25 Precision-Recall kurva för Modell 1

Precision-recall kurvan visar att modellen uppnår hög precision vid höga tröskelvärden, vilket innebär låg recall och färre identifierade sprickor. Vid lägre tröskelvärden ökar recall, men detta sker på bekostnad av fler felaktiga detektioner. Kurvan indikerar att modellen bibehåller relativt hög precision över ett brett intervall av recall-värden. Resultatet visar att modellens beteende varierar beroende på valt tröskelvärde, där hög precision kan uppnås på bekostnad av lägre recall. Detta innebär att lägre recall sker på precisionens bekostnad.

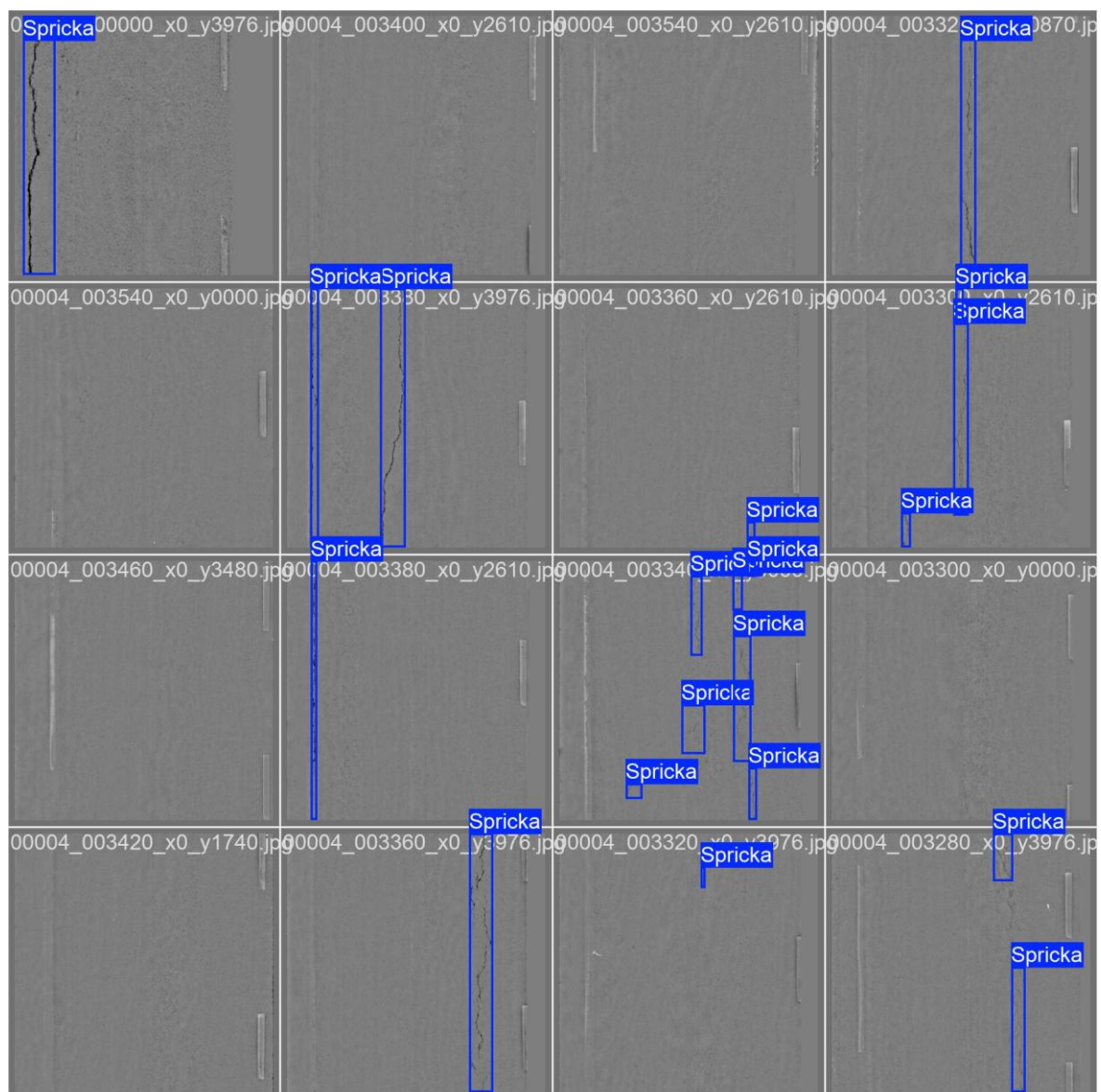
Figur 26 visar confusion matrix för den binära sprickdetektionsmodellen utvärderad på valideringsdatasetet. Figuren redovisar hur modellens prediktioner fördelar sig mellan korrekt och felaktig klassificering för klasserna spricka och bakgrund (se tidigare avsnitt 2.6.4). Bakgrund i detta fall avser ytor utan annoterade sprickor.



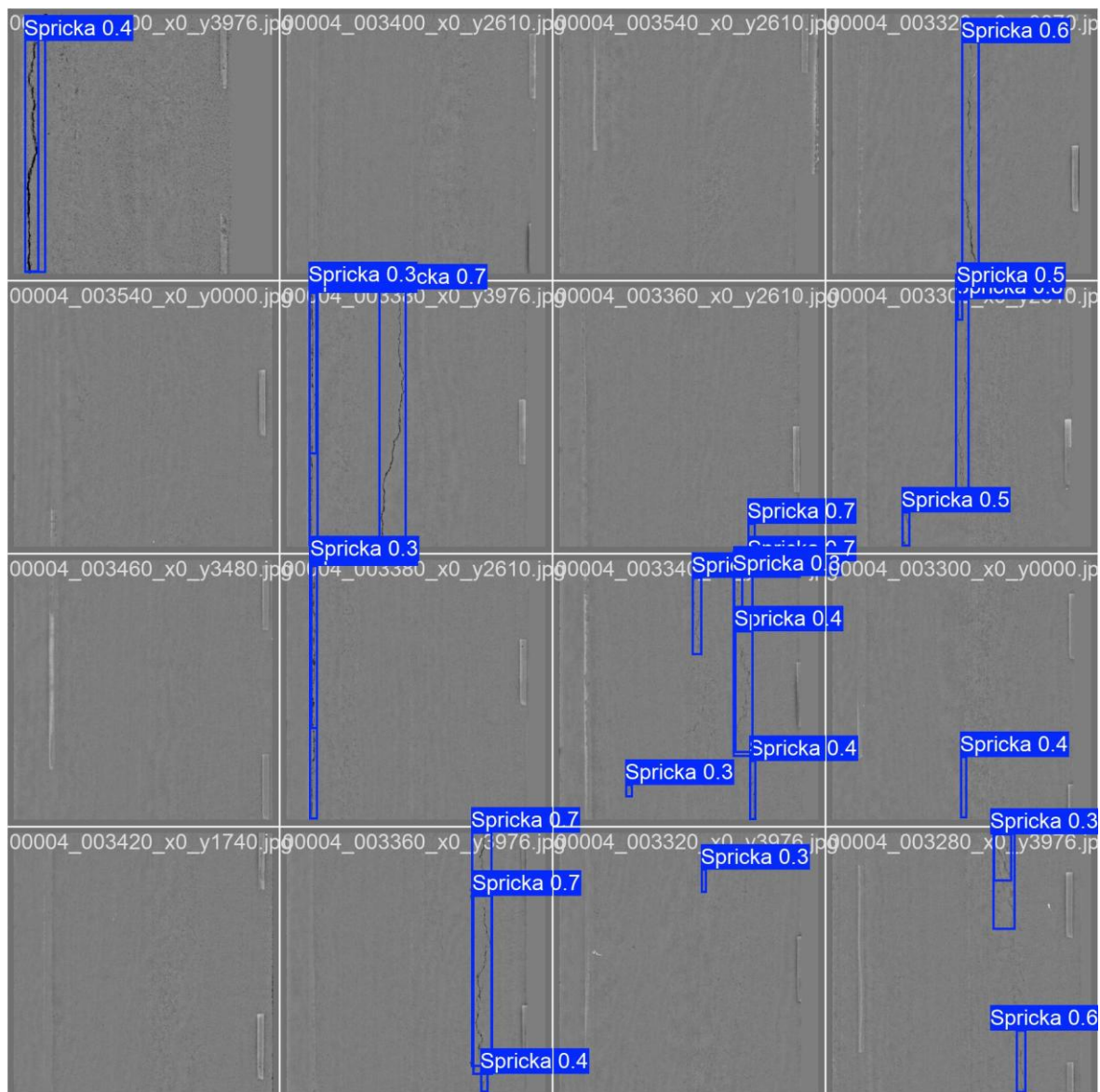
Figur 26 Confusion matrix för Modell 1 utvärderad på valideringsdatasetet

Av Figur 26 framgår att majoriteten av instanser med sann klass spricka klassificeras korrekt som spricka, med 394 korrekt identifierade sprickor. Samtidigt klassificeras 128 av totalt 522 sprickinstanser, motsvarande cirka 25 %, felaktigt som bakgrund. Detta innebär att modellen missar en fjärdedel av sprickorna i valideringsdatasetet. Figur 26 visar även att bakgrund i ett betydande antal fall (278 instanser) klassificeras som spricka. Vid visuell granskning av de falskt positiva detektionerna framgår att flera av dem är placerade i nära anslutning till manuellt annoterade sprickor, snarare än på helt oskadade ytor.

Figur 27 och Figur 28 redovisar exempel på den binära sprickdetektionsmodellens prediktioner i jämförelse med manuella annoteringar för ett urval av bilder från valideringsdatasetet. Figur 27 visar de manuella annoteringarna (ground truth) medan Figur 28 visar modellens prediktioner för exakt samma bildrutor. Exakt samma bildrutor visas i båda figurerna för att möjliggöra en direkt visuell jämförelse mellan manuella annoteringar och modellens prediktioner. I Figur 28 visas även modellens konfidensvärde för varje prediktion, vilket anger modellens uppskattade säkerhet i respektive detektion och uttrycks som ett värde mellan 0 och 1.



Figur 27 Manuella annoteringar (ground truth) för ett urval av bilder från valideringsdatasetet.



Figur 28 Modell 1 prediktioner för samma bildrutor som i Figur 26

Av Figur 27 och Figur 28 framgår att modellens prediktioner i stor utsträckning sammanfaller med de manuella annoteringarna och följer samma sprickstrukturer. I flera fall delas en sammanhängande spricka upp i flera mindre prediktioner som tillsammans täcker samma område som den manuella annoteringen. Detta innebär att flera prediktioner förekommer i områden där facit representeras av en enskild annotering. Däremot har modellen problem med att identifiera tvärgående sprickor vilket visas tydligare i Bilaga 1, Figur A, C & E.

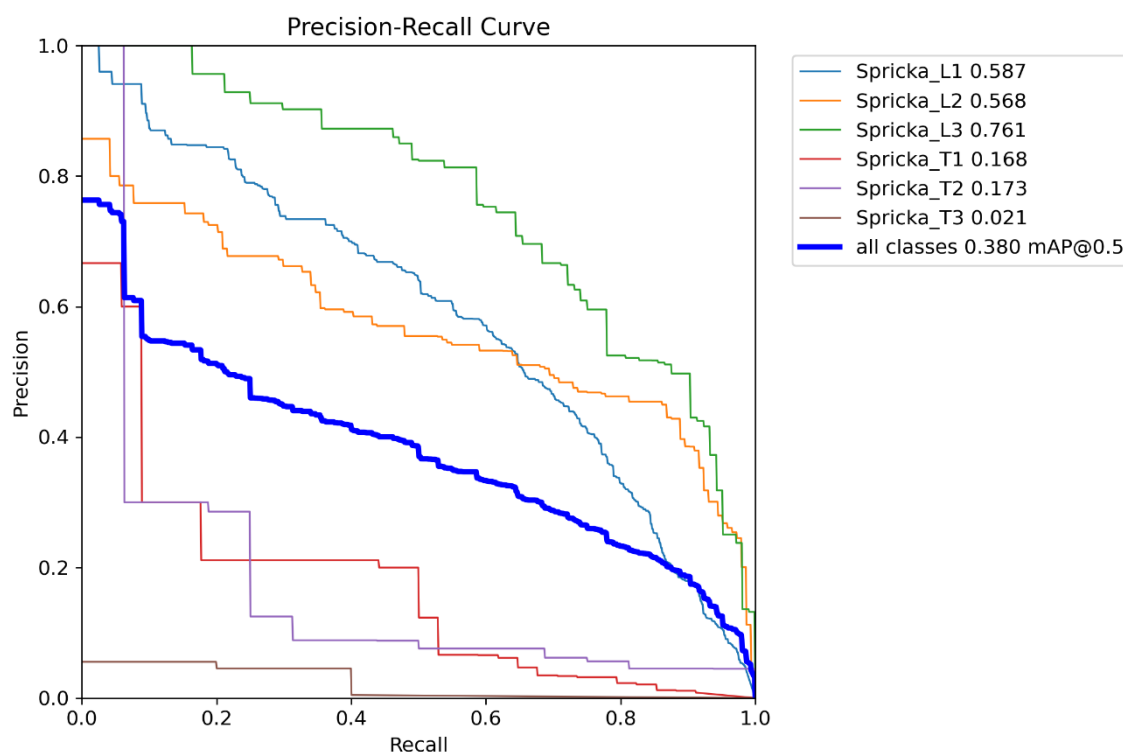
4.2 Modell 2 – Flerklassdetektion av sprickor

Detta avsnitt redovisar resultaten för modellen för flerklassdetektion av sprickor, där sprickor detekteras och klassificeras utifrån både sprickriktning (längsgående respektive tvärgående) samt skadegrad (1–3). Modellens prestanda utvärderas med kvantitativa mått per klass samt genom visuell analys av prediktioner på valideringsdata.

Sprickklasserna L1-L3 representerar längsgående sprickor tillsammans med skadegrad medan T1-T3 motsvarar tvärgående sprickor med motsvarande skadegrader. Resultaten i Tabell 2 visar att modellen generellt uppnår högre prestanda för längsgående sprickor (Spricka_L1–L3) jämfört med tvärgående sprickor (Spricka_T1–T3), vilket framgår genom högre värden för precision, recall och mAP. För de längsgående sprickorna ökar recall och mAP successivt med ökande skadegrad medan de tvärgående sprickorna visar låga värden för samtliga prestandamått oberoende av skadegrad. Detta indikerar att modellen har svårare att både identifiera och korrekt klassificera tvärgående sprickor.

Tabell 2 redovisar precision, recall och mAP för respektive sprickklass samt ett sammanfattande genomsnitt över samtliga klasser

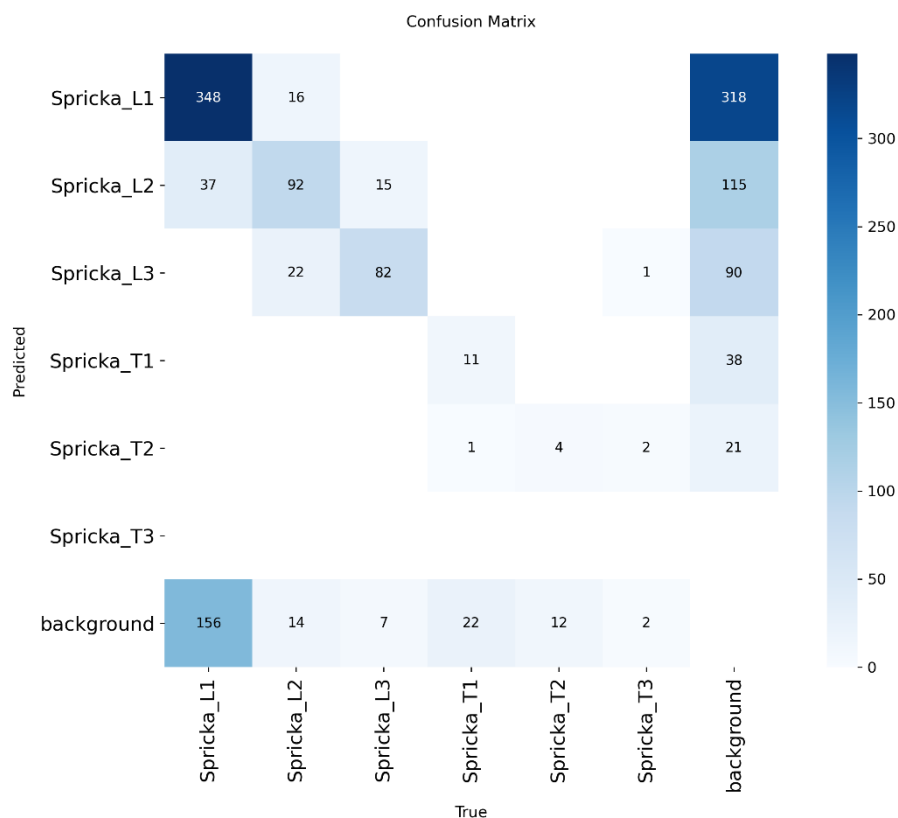
Klass	Precision	Recall	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
Spricka_L1	0,552	0,614	0,587	0,326
Spricka_L2	0,465	0,75	0,568	0,366
Spricka_L3	0,509	0,865	0,761	0,508
Spricka_T1	0,173	0,176	0,168	0,0588
Spricka_T2	0,231	0,25	0,173	0,0376
Spricka_T3	1	0	0,0210	0,00662
Medelvärde	0,488	0,443	0,38	0,217



Figur 29 Visar precision-recall kurvor för Modell 2 där separata kurvor redovisas för respektive sprickklass

Från Figur 29 framgår att modellens prestanda variera tydligt mellan olika sprickklasser. För de längsgående sprickorna L1-L3 hålls en relativt hög precision över ett brett intervall av recall-värden. Särskilt klassen L3 uppvisar hög precision även vid högre recall värden. För de tvärgående sprickorna T1-T3 sjunker precisionen däremot snabbt redan vid låga recall värden. Detta innebär att modellen, när den försöker identifiera fler tvärgående sprickor (ökat recall), genererar fler felaktiga detektioner vilket resulterar i en minskad precision. Medelvärdet för precision-recall kurvan visar därför ett lågt värde.

Figur 30 visar confusion matrix för flerklassmodellen utvärderad på valideringsdatasetet. Figuren redovisar hur modellens prediktioner fördelar sig mellan korrekt och felaktig klassificering för respektive sprickklass, där värden längs huvuddiagonalen representerar korrekt klassificerade instanser.

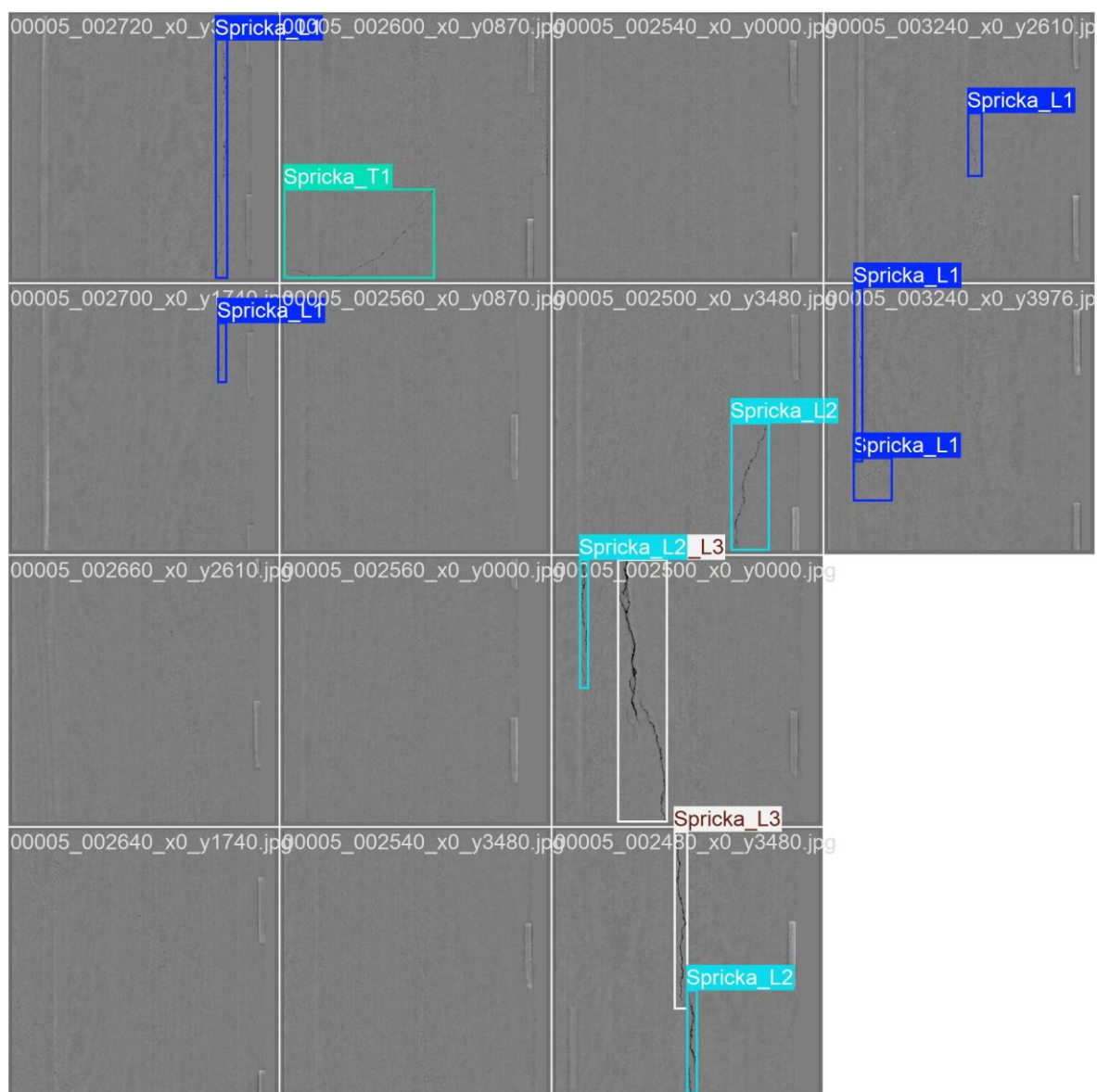


Figur 30 Confusion matrix för Modell 2 på valideringsdatasetet.

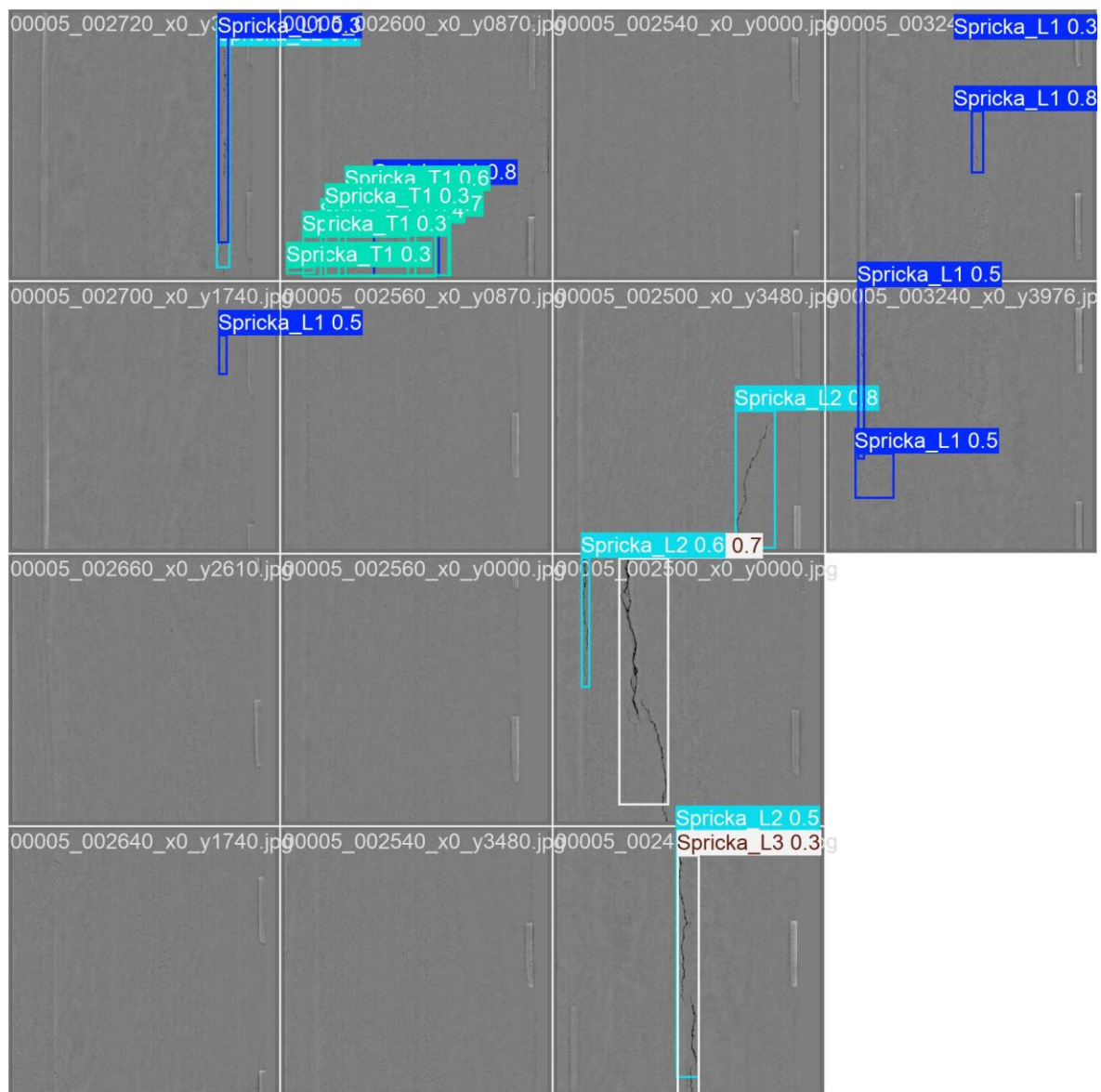
Av Figur 30 framgår det att längsgående sprickorna (spricka_L1-L3) visar en högre grad av korrekt klassificering jämfört med de tvärgående sprickorna. För de längsgående sprickorna varierar andelen korrekt klassificerade instanser mellan 58% och 73% beroende på skadegrad, där den högsta träffsäkerheten uppnås för L3. Samtidigt förekommer förväxling mellan närliggande skadegrader där exempelvis L2 i vissa fall klassificeras som L1 eller L3. För de tvärgående sprickorna (spricka_T1-T3) är andelen korrekt klassificerade instanser lägre och i intervallen 0–33%. I flera instanser klassificeras T1-T3 i stället som bakgrund eller andra sprickklasser. Särskilt T3 klassificeras inte korrekt i någon instans, vilket kan bero på att antalet T3-exempel i datasetet är begränsat och därmed ger modellen få möjligheter att lära sig och korrekt identifiera denna klass.

Det bör noteras att vissa felklassificeringar i Figur 30 (speciellt bakgrund L1, L2 & L3) delvis är en konsekvens av hur objekt-detektion utvärderas. Som beskrivits tidigare baseras korrekt detektion på överlapp mellan predikterade bounding boxes och manuella annoteringar. I de fall där flera prediktioner görs på samma spricka kan endast en matchas som korrekt, medan övriga räknas som felaktiga trots att sprickan visuellt identifierats. Detta kan ses i Bilaga B, Figur C där 3 identifieringar har gjorts på samma spricka. Tillsammans täcker de hela sprickan men endast 1 av identifiering blir korrekt vid den kvantitativa uträkningen. Detta innebär att vissa av felen i Figur 30 inte nödvändigtvis motsvarar helt felaktiga detektioner.

Figur 31 och Figur 32 redovisar exempel på flerklassmodellens prediktioner i jämförelse med manuella annoteringar för ett urval av bildrutor från valideringsdatasetet. Figur 31 visar de manuella annoteringarna (ground truth) medan Figur 32 visar modellens prediktioner för exakt samma bildrutor. Detta möjliggör en direkt visuell jämförelse mellan facit och modellens detekterade sprickor där modellen utöver lokalisering även klassificerar sprickorna med avseende på sprickriktning samt skadegrad. I Figur 32 visas även modellens konfidensvärde för varje prediktion vilket anger modellens uppskattade säkerhet i respektive detektion och uttrycks som ett värde mellan 0 och 1.



Figur 31 Manuella annoteringar (ground truth) för ett urval av bildrutor från valideringsdatasetet.



Figur 32 Modell 2 prediktioner inklusive klassificering av sprickriktning och skadegrad

Av Figur 31 och Figur 32 framgår att modellen i flera fall korrekt identifierar både längsgående och tvärgående sprickor, men att sammanhängande manuellt annoterade sprickor ofta delas upp i flera mindre prediktioner (Se även Bilaga B, Figur A & C). För de längsgående sprickorna tilldelas dessa segment i huvudsak samma eller närliggande skadegrader, vilket innebär att uppdelningen i många fall inte påverkar den övergripande klassificeringen.

För de tvärgående sprickorna förekommer motsvarande uppdelning, men med större variation i tilldelad sprickklass och konfidensvärde mellan segmenten. I flera fall leder detta till att tvärgående sprickor antingen klassificeras inkonsekvent eller delvis missas. Detta överensstämmer med de kvantitativa resultaten som visar lägre prestanda för tvärgående sprickor jämfört med längsgående sprickor.

4.3 Jämförelse mellan Modell 1 och LCMS

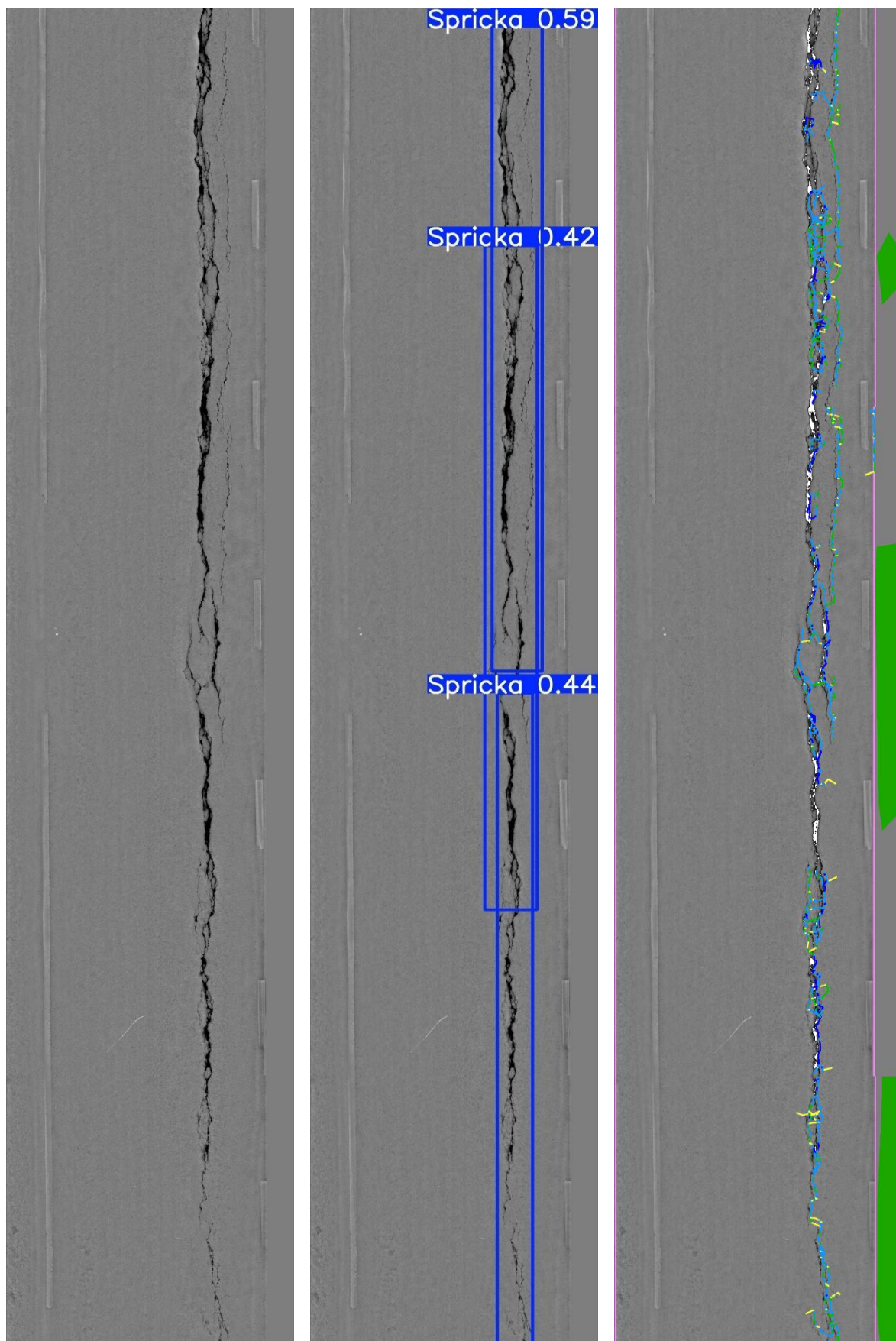
Detta avsnitt redovisar en visuell jämförelse mellan den binära sprickdetektionsmodellen och LCMS-systemet inbyggda algoritm för sprickidentifiering. Jämförelsen baseras på ett urval av gemensamma vägsnitt och syftar till att illustrera skillnader och likheter i hur sprickor markeras av respektive metod.

För varje exempel visas samma vägsnitt i tre varianter: en omarkerad originalbild (vänster), modellens prediktioner (mitten) och LCMS-systemets sprickmarkeringar (höger). Detta möjliggör en direkt visuell jämförelse mellan metoderna. Ytterligare exempel redovisas i bilagor.

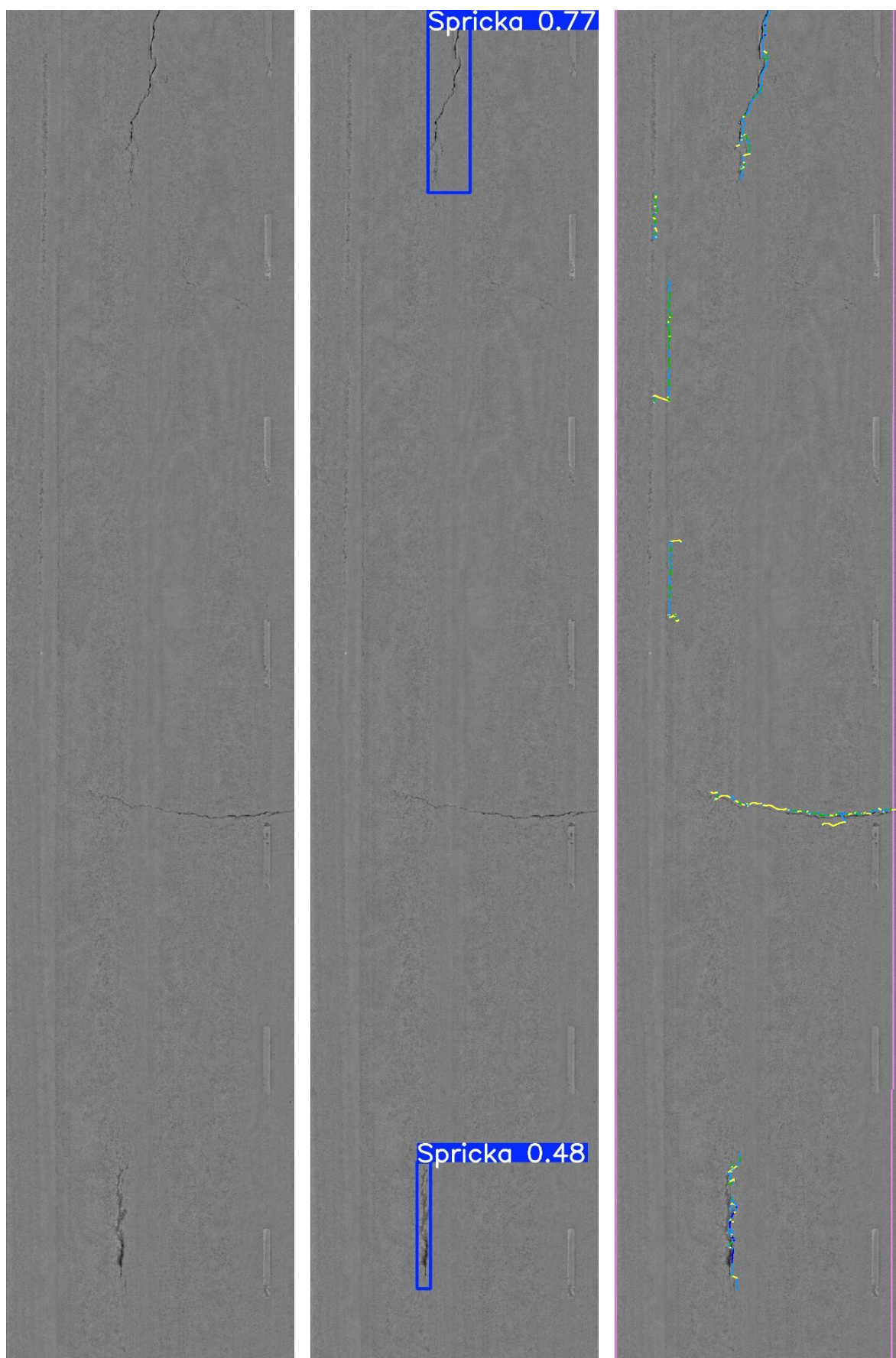
Figureerna visar att båda metoderna i flera fall identifiera samma längsgående sprickstrukturer längs vägbanan. Samtidigt förekommer tydliga skillnader i vilka sprickor som markeras. Exempelvis identifierar LCMS-systemet tvärgående sprickor som inte detekteras av modellen. Vidare förekommer exempel där LCMS-systemet markerar flera sprickor i områden där varken manuella annoteringar eller visuell granskning indikerar tydliga sprickstrukturer. I dessa fall gör modellen inga motsvarande markeringar. Vidare förekommer exempel där LCMS-systemets sprickmarkeringar inte är helt sammanhängande längs en längre sprickstruktur. I dessa fall markeras sprickan i flera separata segment där delar av sprickan inte markeras kontinuerligt längs hela dess utbredning.

En kvantitativ jämförelse mellan modellen och LCMS-systemet skulle kunna genomföras med hjälp av exempelvis överlappsmått eller precision och recall. En sådan jämförelse är dock metodologiskt begränsad, då varken modellen eller LCMS-systemet utgör en entydig referens. Därför har jämförelsen genomförts visuellt för att möjliggöra en mer nyanserad analys av skillnader och likheter mellan metoderna.

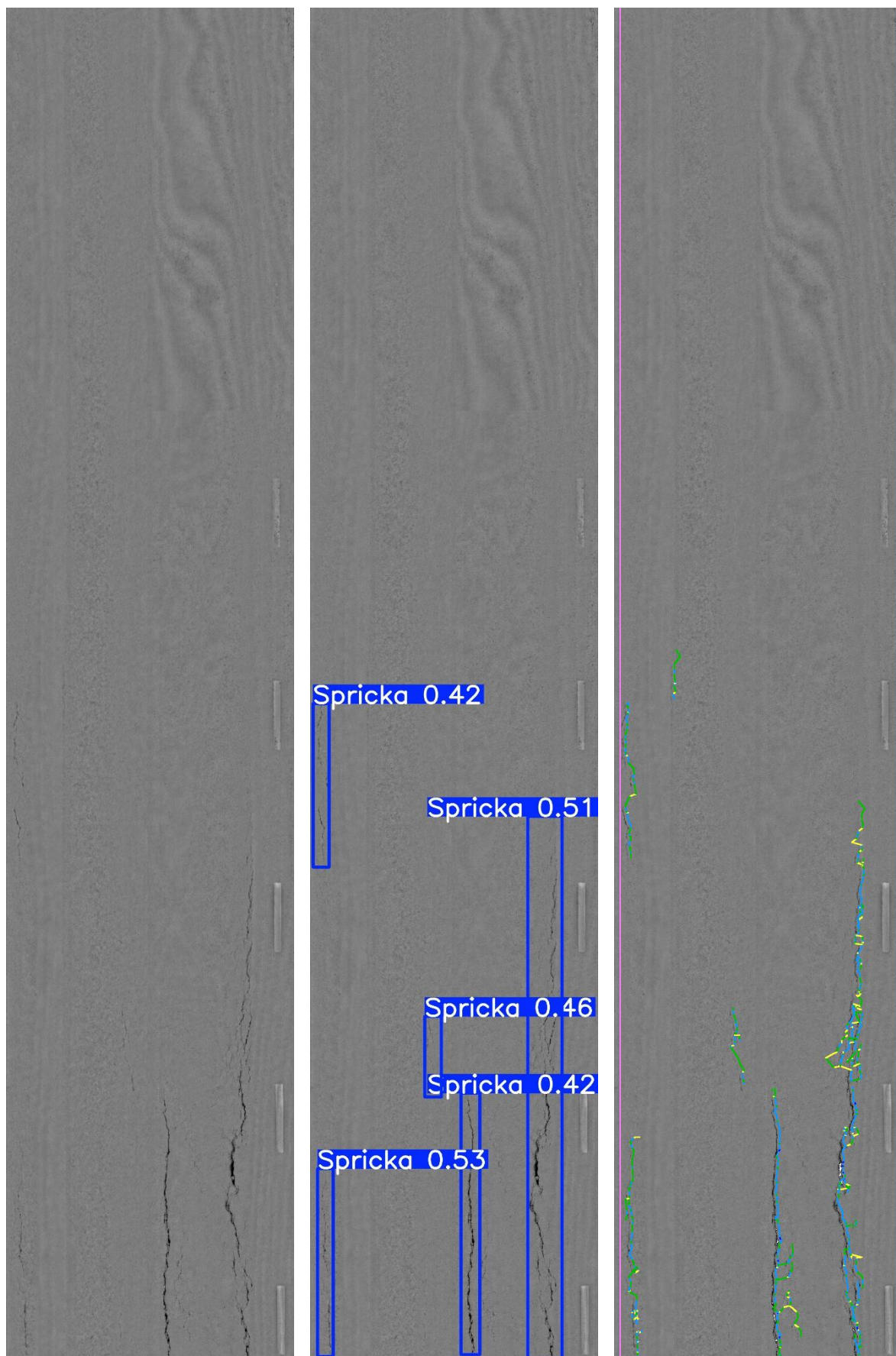
I LCMS-systemets visualisering markeras sprickor med en färgskala som motsvarar variationer i höjddata. Gul representerar mindre djup medan grön, ljusblå och mörkblå indikerar successivt större sprickdjup. Färgerna används för att visualisera sprickornas relativa djup i vägytan.



Figur 33 Sprickidentifiering från höjddata: rå höjddata (vänster), Modell 1 detektioner (mitten) och LCMS-algorithmens sprickmarkeringar (höger).



Figur 34 Sprickidentifiering från höjddata: rå höjddata (vänster), Modell 1 detektioner (mitten) och LCMS-algorithmens sprickmarkeringar (höger).



Figur 35 Sprickidentifiering från höjddata: rå höjddata (vänster), Modell 1 detektioner (mitten) och LCMS-algorithmens sprickmarkeringar (höger).

5. Diskussion

Detta kapitel syftar till att analysera och tolka resultaten som presenterats i kapitel 4 i relation till studiens syfte och frågeställningar. Resultaten från de två utvecklade modellerna diskuteras utifrån deras prestanda, praktiska tillämpbarhet och jämförelse med LCMS-systemets inbyggda sprickidentifieringsalgoritm.

Kapitel 5 är uppdelat i två huvuddelar. Avsnitt 5.1 behandlar resultatdiskussionen där modellernas prestanda och jämförelsen med LCMS analyseras. Avsnitt 5.2 utgör en metoddiskussion där datainsamling, annotering, modellval och generaliserbarhet diskuteras.

5.1 Resultatdiskussion

5.1.1 Modell 1

Resultaten för den binära sprickdetektionsmodellen visar att modellen uppnår en relativt hög precision och recall. Detta innebär att en stor andel av de sprickor modellen identifierar överensstämmer med de manuella annoteringarna. Förhållandet mellan precision och recall i första hand identifierar de mest tydliga och visuellt framträdande sprickorna. De mer subtila och svårtolkade sprickorna har däremot en större risk för att missas.

Detta beteende har lyfts fram i avsnitt 2.5.3 där det framgår att kamerabaserad sprickdetektion i hög grad är beroende av visuell kontrast mellan spricka och bakgrund. Enligt Varadharajan et al. (2014) är sådana metoder starkt beroende av visuell kontrast mellan spricka och bakgrund, där sprickor typiskt framträder som mörka, linjära strukturer mot en relativt homogen yta. Detta innebär att sprickor som saknar tydlig kontrast eller som är integrerade i beläggnings naturliga textur blir svårare att identifiera och riskerar att utebli från detektion. Liknande begränsningar har även lyfts fram av Wu et al. (2025) som beskriver hur variationer i ytstruktur och bildkvalitén har en stor påverkan på förmågan av att identifiera sprickor. I praktiken innebär detta att sprickor som uppvisar små geometriska avvikelser i höjddata riskerar att inte särskiljas från omgivningen. Detta kan exempelvis bero på låg vertikal amplitud eller hög bakgrundsvariation i vägytans textur. Följden blir uteblivna detektioner eller fragmenterade prediktioner.

I den binära sprickdetektionsmodellen representeras samtliga sprickor av en gemensam klass, vilket bidrar till att förenkla både annoteringsprocessen och modellens inläring. Genom att undvika att behöva särskilja mellan olika spricktyper och skadegrader kan modellen fokusera på att identifiera visuella egenskaper som är gemensamma för sprickor.

En ytterligare begränsning är kopplad till den tile-baserade träningsstrategin där modellen analyserar sprickor utifrån lokala bildsegment. Detta innebär att längre eller sammanhängande sprickor i vissa fall kan delas upp i flera separata detektioner, vilket har observerats i resultaten. Detta är viktigt att beakta vid tolkning av modellens prestanda eftersom en sammanhängande spricka som manuellt annoterats som ett objekt i vissa fall predikteras som flera separata detektioner. Vid den kvantitativa utvärdering kan då endast en av dessa prediktioner räknas som korrekt medan de övriga prediktionerna klassificeras som felaktiga. Detta sker trots att de visuellt täcker samma sprickstruktur. I praktiken innebär detta att en spricka som i sin helhet lokaliseras av modellen ändå kan bidra till både falskt negativa och falskt positiva utfall. Detta leder till att precision och recall underskattar modellens faktiska förmåga att lokala sprickor i bildmaterialet. Därför blir visuell analys ett viktigt komplement till de kvantitativa måtten för att ge en mer rättvisande bild av modellens faktiska detektionsförmåga.

Eftersom tidigare studier enligt Wu et al. (2025) visar att bildkontrast och bakgrunden visuella egenskaper påverkar förmågan att identifiera sprickor kan även beläggningstypen vara en möjlig faktor till påverkan av resultat. I denna studie har dock endast beläggningstyperna ABT och Y1B inkluderats vilket begränsar möjligheten att bedöma beläggningstypens påverkan på resultaten. Andra beläggningstyper kan därför ha en påverkan på modellens prestanda och kan inte uteslutas. Beläggningar med grövre ytstruktur, såsom ABS som är vanlig på högtrafikerade vägar uppvisar större variation i höjddata. Detta kan göra det svårare att skilja sprickor från den omgivande texturen och därmed påverka modellens förmåga att identifiera sprickor korrekt.

Datamängden som användes för den binära modellen omfattar 1 600 annoterade bildsegment vilket ger ett begränsat men tillräckligt underlag för att lära sig grundläggande sprickmönster. Den begränsade variationen i datamaterialet kan bidra till att modellen i högre grad prioriterar tydliga sprickor, medan mer subtila sprickor riskerar att missas. Resultaten indikerar att en större och mer varierad datamängd sannolikt skulle kunna bidra till att modellen lär sig ett bredare spektrum av sprickmönster, särskilt vid subtila och svårtolkade sprickor.

Sammanfattningsvis visar resultaten för den binära modellen att det är möjligt att med hjälp av en AI-baserad metod identifiera sprickor utifrån höjddata med god träffsäkerhet. Trots begränsad datamängd och användning av en standardiserad modellarkitektur uppvisar modellen stabil prestanda.

5.1.2 Modell 2

Resultaten för flerklassmodellen visar att precision och recall varierar tydligt mellan de olika sprickklasserna. Detta indikerar att modellen har svårare att konsekvent identifiera och korrekt klassificera sprickor. Jämfört med den binära modellen innebär flerklassmodell en ökad komplexitet. Detta beror på att modellen inte längre enbart ska avgöra om en spricka förekommer utan även särskilja mellan olika spricktyper och skadegrader.

Denna ökade svårighetsgrad kan delvis förklaras av att flera sprickor uppvisar visuellt liknande mönster och utseende i höjdbilderna. I teorikapitlet lyfter SKR (2019) fram att klassificering och bedömning baseras främst på inspektörens subjektiva tolkning. Detta innebär att även vid manuell annotering blir en subjektiv bedömning vilket i sin tur påverkar träningsdata som modellen lär sig från.

En tydlig skillnad i modellens prestanda kan observeras mellan längsgående och tvärgående sprickor. Tvärgående sprickor enligt de kvantitativa värdena visar lägre precision och recall. Denna skillnad kan i första hand förklaras av den ojämna fördelningen av träningsdata mellan sprickklasserna, där tvärgående sprickor utgör en betydligt mindre andel av datamaterialet jämfört med längsgående sprickor. Detta framgår också av confusion matrix i resultatkapitlet, se Figur 30. Detta innebär att modellen har haft begränsat underlag för att lära sig mönstret för dessa spricktyper. Den observerade prestandaskillnaden kan därför främst tolkas som en konsekvens av datamängdens obalans.

Även skadegraden har en tydlig påverkan på flerklassmodellens resultat. Sprickor med högre skadegrad tenderar att vara bredare och mer visuellt tydliga vilket underlättar modellen att korrekt klassificera. Sprickor med låg skadegrad kan däremot vara svårare att skilja från bakgrundsvariationer eller naturliga texturmönster i beläggningen. De typiska felklassificeringar som observeras i resultaten där sprickor förväxlas med närliggande klasser indikerar att de visuella skillnaderna inte alltid är tydliga. Detta problem förstärks också på grund av den ojämna datamängden för varje sprickklass.

Resultaten visar att flerklassdetektion av sprickor baserat på LCMS höjddata är möjlig, men att modellen uppvisar större variation i precision och recall jämfört med den binära sprickdetektionen. Skillnaderna i prestanda kan därmed relateras till flera samverkande faktorer som framkommit i resultaten och diskussionen. Visuella likheter mellan spricktyper och närliggande skadegrader försvårar klassificeringen. Variation i annoteringskvalitet samt en ojämn fördelning av datamaterial mellan sprickklasser begränsar dessutom modellens möjlighet att lära sig stabila och generaliserbara mönster. Dessa aspekter diskuteras vidare i metoddiskussionen i avsnitt 5.2.1 och 5.2.3.

5.1.3 Jämförelsen mellan AI-baserad sprickdetektion och LCMS

Jämförelsen mellan den AI-baserade sprickdetektionsmodellen och LCMS inbyggda sprickalgoritm visar att metoderna i flera fall identifierar olika sprickmönster. Resultaten visar att det finns fundamentala skillnader i metodernas angreppssätt på att identifiera och klassificera vad som är en spricka.

Samtidigt visar den visuella jämförelsen att metoderna i stor utsträckning överensstämmer vid tydliga och visuellt framträdande sprickor. Skillnaderna mellan metoderna uppstår främst i gränsfall, där sprickor antingen är svagt synliga i bildmaterialet eller där lokala höjdvariationer är små och svåra att tolka entydigt.

I den visuella jämförelsen framgår det att LCMS i vissa fall markerar sprickor som varken kan verifieras genom visuell inspektion av framkamerorna eller höjdbilderna. Detta indikerar att LCMS-algoritmen kan tolka små geometriska höjdavvikelse som sprickor. Detta beteende är i linje med hur LCMS beskrivs fungera i teorikapitlet där sprickdetektion baseras på analys av lokala höjdvariation i stället för visuella kontraster (Pavemetrics 2023). Vid beläggningar med varierande makrotextur kan naturliga ojämnheter i vägytans struktur såsom grova stenpartier eller lokala ytvariationer ge upphov till höjdskillnader som LCMS-algoritmen tolkar som sprickor. Detta innebär att strukturella variationer i beläggningen kan generera falskt positiva sprickdetektioner vilket tidigare har identifierats som en känd begränsning hos LCMS (ARRB 2013).

Vidare lyfts det även fram i teorin att LCMS vid identifiering av sprickor är beroende av hur algoritmens parametrar är inställda för den aktuella beläggningstypen. Enligt Lundberg et al. (2020) räcker standardinställningar sällan till och behövas oftast justeras för att undvika under- eller överrapportering av sprickor. Identifieringen av dessa sprickor kan därför delvis förklaras av denna kända känslighet i systemet.

I kontrast till LCMS-systemets höjdbaserade sprickidentifiering uppvisar den AI-baserade modellen ett annat sätt att detektera sprickor i vägytan. Eftersom modellen har tränats på manuellt annoterade höjdbilder lär den sig att identifiera sprickor annorlunda. Sprickor identifieras som mörka, linjära strukturer i bildmaterial. I de fall där LCMS identifierar sprickor som saknar tydlig visuell representation tenderar den AI-baserade modellen i regel att inte generera motsvarande detektioner, även om enstaka sådana detektioner kan förekomma. Detta är en konsekvens av att modellen är begränsad till den visuella information som finns i höjdbilderna samt till den subjektiva tolkning som görs vid annoteringar.

Skillnaderna mellan metoderna visar därmed att vad som klassificeras som en spricka varierar beroende på om bedömningen baseras på geometriska höjdvariationer eller visuell tolkning av bilddata. Detta innebär att LCMS i vissa fall kan identifiera strukturella defekter som ännu inte är tydligt synliga. AI-modellen i större utsträckning i stället speglar den visuella bedömning som används vid traditionella okulära inventeringar. Resultaten bör därför inte tolkas som en direkt validering av den ena metoden mot den andra, utan snarare som en illustration av hur olika analysprinciper leder till skillnader i sprickidentifiering.

5.2 Metoddiskussion

Detta avsnitt syftar till att kritiskt granska de metodval som gjorts i studien och diskutera möjliga felkällor och begränsningar som kan ha påverkat resultaten. Fokus ligger på annoteringsprocessen, val av klassindelning, datamängdens omfattning, generaliserbarhet, datatyp och modellarkitektur.

5.2.1 Annotering och subjektivitet

En central del av denna studie har varit användningen av manuellt annoterade sprickor som grund för träning av modellerna. Manuell annotering är nödvändig vid övervakad maskininlärning men innebär samtidigt en potentiell felkälla då processen är beroende av mänsklig tolkning.

En utmaning vid annotering av sprickor är gränsdragningen mellan olika skadegrader. Detta innebär att det i många fall saknas entydiga visuella kriterier för vilket klass en spricka ska klassificeras vilket gör bedömningen i praktiken påverkas av erfarenhet. Lundberg et al. (2020) lyfter också fram detta i teorikapitlet att resultat påverkas av inspektörens erfarenhet.

Den initiala subjektivitet som måste utföras påverkar träningsdata som används av Modell 1 och 2 eftersom sprickidentifiering och klassificering baseras på manuella annoteringar. Detta innebär att eventuella osäkerheter i annoteringsprocessen kommer återspeglas i modellens beteende. Samtidigt när dessa bedömningar väl har fastställts genom annoteringsprocessen tillämpar modellen dem på ett konsekvent och reproducerbart sätt. Till skillnad från okulär inventering där bedömningar kan variera över tid och faktorer såsom tidspress eller trötthet tillämpar modellen samma subjektivitet (baserat på annoteringar) konsekvent över hela datamängden.

Denna subjektivitet får direkta konsekvenser för den träningsdata som används av de AI-baserade modellerna. Eftersom modellen lär sig att identifiera och klassificera sprickor utifrån de manuella annoteringarna. Osäkerheter och fel klassificeringen kommer därför ske på bekostnad av denna subjektivitet. Detta gäller särskilt vid flerklassificeringsmodellen där små skillnader i annoteringen kan leda till att sprickor som är visuellt lika tilldelas olika klasser (Se bilaga B, Figur E).

I helhet utgör manuell annotering och den tillhörande subjektiviteten en oundviklig begränsning i studien. Den påverkar både modellens inlärning och utvärdering, särskilt vid finare klassindelningar av spricktyper och skadegrader. Resultaten bör därför tolkas med hänsyn till att de AI-baserade modellerna i hög grad speglar den mänskliga tolkning som legat till grund för annoteringarna. Detta innebär att modellernas identifiering inte nödvändigtvis representerar en objektiv och entydig definition av vad som utgör en spricka eller en specifik spricktyp. Däremot kan en subjektiv bedömning av sprickor i en väg vara en tillförlitlig metod för att förutsäga vägens framtida nedbrytningstakt. Denna typ av bedömning tar hänsyn till erfarenhet och kunskap om vägars nedbrytningsprocess, som inte alltid kan reduceras till enkla definitioner som sprickbredd. Genom att kombinera teoretisk kunskap med praktisk erfarenhet kan en subjektiv bedömning ge en mer komplett bild av vägens tillstånd och möjliga framtida utveckling.

Detta tillvägagångssätt erkänner att vägars nedbrytning är en komplex process som påverkas av många faktorer, inklusive trafik, väder, underhåll och materialkvalitet. Enbart att mäta sprickbredd eller andra specifika parametrar kan inte alltid ge en fullständig förståelse av vägens skick eller dess framtida behov av underhåll eller reparation. I denna studie används sprickdetektion som en indikator på nedbrytning, vilket är relevant då sprickor utgör en tidig och tydlig skadetyp. Samtidigt innebär den komplexa nedbrytningsprocessen att resultaten bör tolkas med förståelsen att sprickor endast representerar en del av vägens totala tillstånd.

Därför kan en erfaren och kunnig bedömare, som tar hänsyn till en mängd olika faktorer och aspekter, göra en mer precis bedömning av vägens tillstånd och förutsäga dess framtida utveckling. Detta kan i sin tur bidra till mer effektiv underhållsplanering och resursallokering, vilket kan förlänga vägens livslängd och förbättra trafiksäkerheten.

5.2.2 Förenklad klassindelning av spricktyper

I studien har sprickor grupperats i ett förenklat klasssystem som består av längsgående- och tvärgående sprickor. Anledningen till förenklingen var att minska komplexiteten i både annoteringsprocessen samt under modellträningen. Detta var också en förenkling som behövdes göra på grund av studiens begränsade datamängd på specifika spricktyper och skadegrader.

Etablerade system för sprickinventering som exempelvis beskrivs av SKR (2019), använder ofta en mer finfördelad klassificering. Olika spricktyper särskiljs samt att skadegraden har specifika definitioner och krav som måste uppnås. Samtidigt blir kvalitén på arbetet påverkade beroende av inventerarens tolkning. Mot denna bakgrund kan en förenklad klassindelning också ses som ett sätt att reducera den subjektivitet som annars hade uppstått vid detaljerade klassificeringar.

Indelningen i längsgående och tvärgående sprickor valdes eftersom sprickriktning utgör en grundläggande och relativt tydlig egenskap som kan identifieras både visuellt och geometriskt. Indelningen kan även motiveras av att spricktyperna är kopplade till olika bakomliggande skadeprocesser. Detta lyfts även fram av SKR (2019), där tvärgående sprickor i huvudsak relateras till klimatpåverkan och termiska rörelser. Längsgående sprickor förknippas i stället oftare med trafikbelastning och utmattning (SKR 2019). Jämfört med mer detaljerade spricktyper innebär denna indelning en lägre tolkningsnivå, vilket minskar risken för inkonsekventa annoteringar och därmed underlättar modellens inlärning. Samtidigt innebär den förenklade klassindelningen en viss informationsförlust då specifika spricktyper och mer detaljerade skadebeskrivningar inte separeras. I denna studie bedöms dock denna avvägning mellan informationsförlust och robusthet som rimlig eftersom syftet varit att undersöka modellens förmåga att på ett stabilt sätt detektera och särskilja övergripande sprickmönster.

5.2.3 Datamängd och generaliserbarhet

Datamängden som använts i studien baseras på LCMS-höjddata från två vägsträckor vilket innebär en begränsad variation i både geografiskt sammanhang och beläggningstyp. Den ena vägsträckan (väg 800) omfattar 3506 meter beläggning av typen Y1B samt 13 465 meter beläggning av typen ABT. Den andra vägsträckan (väg 876) är i stället 7509 meter och består endast av beläggningstypen Y1B. Båda vägsträckorna utgör landsvägar med liknande trafikbelastning och hastighetsbegränsningar, vilket innebär att datamaterialet även är begränsat avseende vägtyp och trafikmiljö.

Den begränsade variationen i beläggningstyper innebär att modellen huvudsakligen har tränats och utvärderats på samma underlag. Resultaten visar att modellerna kan identifiera sprickor inom dessa vägar samt beläggningstyp men det är osäkert kring hur väl modellen skulle prestera på vägar med andra beläggningstyper. Variationer i makrotextur, ytstruktur samt hur slitet vägen är kan ha en stor betydelse för hur sprickor framträder i LCMS-höjddata och kan därmed påverka modellens möjligheter att identifiera sprickor korrekt.

Begränsningen i datamängdens variation kan även ha konsekvenser för modellens generaliserbarhet till andra vägsträckor med avvikande skadebilder. De tränade modellerna har främst lär sig visuella mönster från LCMS-höjddata från de aktuella vägarna. Vid applicering av modellen på andra vägar med annorlunda utseende på sprickor, exempelvis krackelering att modellens prestanda kan variera. Sprickor som avviker från de mönster modellen har tränats på riskerar att uppfattas som bakgrund eller klassificeras som fel skadegrad.

Datamängdens begränsning är också en särskilt svag punkt vid analys av modellerna, speciellt flerklassmodellen. Från confusion matrix enligt Figur 30 visas det att tvärgående sprickor är i betydligt mindre skala jämfört med längsgående sprickor. Denna obalans innebär att modellen haft begränsade möjligheter att lära sig visuella mönster för de mindre frekventa klasserna vilket främst är tvärgående sprickor. Detta bidrar till den lägre precision och recall som har obesvarats enligt Tabell 2.

5.2.4 Val av datatyp och modellarkitektur

Höjdbilderna generade av LCMS har använts som indata till modellerna. Höjddata ger en visuell representation av vägytan där sprickor framträder genom tydliga kontrastskillnader mot bakgrunden. Detta underlättar identifiering av sprickor och gör datatypen väl lämpad för analys baserad på visuella mönster. Mot bakgrund av studiens syfte bedömdes höjddata även vara tillräcklig för att identifiera sprickor och därmed blev behovet av att utnyttja tredimensionella data inte nödvändig.

Valet av en objekt-detekteringsmodell baserad på YOLOv8 ansågs vara lämplig baserat på avsnitt 2.6.3. Där beskrivs YOLO som en enstegsarkitektur för objekt-detektion där klassificering och lokalisering utförs i ett steg. Enligt Wang et al. (2024) medför detta en hög beräkningseffektivitet jämfört med tvåstegsmetoder. Vidare tar Eriksson (2023) och Ultralytics (2025) upp att YOLO-baserade arkitektur tidigare har tillämpats vid identifiering av vägskador. Mot denna bakgrund bedömes därmed YOLOv8 vara ett stabilt och välmotiverat val för att uppnå studiens syfte.

Segmenteringsbaserade metoder som hade efterliknat LCMS-systemets sprickalgoritm har inte inkluderats i studien. Detta beror främst på att fokuset har legat på att identifiera sprickor, läge och övergripande typ av skada. En detaljerad beskrivning av sprickors exakta utbredning och form kan i vissa sammanhang vara av intresse. Däremot bedöms det i denna studie vara mindre avgörande än information om var sprickor förekommer och i vilken omfattning. Därför bedömdes objektdetektion vara tillräckligt som angreppssätt för studiens syfte.

6. Slutsatser

6.1 Slutsatser

Syftet med detta examensarbete var att undersöka hur AI-baserad sprickdetektion baserad på LCMS-höjddata förhåller sig till LCMS-systemets inbyggda sprickidentifieringsalgoritm. Studien syftade även till att utvärdera möjligheten att klassificera sprickor i olika typer med hjälp av en flerklassmodell.

Två AI-baserade sprickdetektionsmodeller utformades baserad på LCMS-höjddata. Modell 1 utformades som en binär detektionsmodell med syfte att identifiera förekomsten av alla sprickor och användes främst som jämförelse mot LCMS-systemets inbyggda sprickidentifieringsalgoritm. Modell 2 utformades som en flerklassmodell med syfte att klassificera sprickor utifrån skadegrad och riktning (längsgående eller tvärgående).

Följande slutsatser kan dras:

- Resultaten visar att Modell 1 har god förmåga att identifiera sprickor som är visuellt tydliga i höjdbilderna. Modellen uppvisar särskilt stabila resultat vid sprickor med tydlig kontrast mot omgivande beläggning, men har begränsningar vid identifiering av sprickor som är svagt framträdande eller inte tydligt synliga i höjddata.
- LCMS-systemets inbyggda sprickidentifieringsalgoritm identifierar delvis samma sprickor som Modell 1, men markerar även sprickor som inte är visuellt verifierbara i LCMS-höjddata. Dessa detektioner kan antingen utgöra falska positiva sprickidentifieringar eller verkliga sprickor som inte framträder tydligt i bilderna.
- AI-baserad sprickdetektion baserad på LCMS-höjddata kan fungera som ett komplement till LCMS-systemets inbyggda sprickidentifiering då metoderna ger delvis överlappande med inte identiska resultat.
- Modell 2 visar förmåga att identifiera sprickor uppdelade efter både skadegrad och sprickriktning i LCMS-höjddata. Däremot visar Modell 2 begränsad prestanda vid identifiering av tvärgående sprickor jämfört med längsgående sprickor.
- Resultaten visar att datamängdens storlek och klassfördelningen har stor påverkan på modellens klassificeringsprestanda där klasser med högre förekomst i datamaterialet leder till mer stabila resultat än klasser med låg förekomst.

6.2 Fortsatta studier

Resultaten visar att datamängdens omfattning och variation har stor betydelse för modellens prestanda. Fortsatta studier bör därför omfatta större och mer varierade dataset för att möjliggöra mer stabil träning och bättre generaliserbarhet. Framtida studier bör därför inkludera vägsträckor från olika delar av landet där variationer i klimat och materialval kan påverka sprickornas visuella uttryck. Vidare bör olika typer av vägar analyseras, exempelvis statliga vägar, kommunala gator, högtrafikerade vägar och lågtrafikerade gator. Skillnader i trafikmängd kan också påverka sprickbildningens karaktär och dess utbredning, vilket i sin tur kan påverka modellens detektionsförmåga. Även fler beläggningstyper borde inkluderas för att undersöka hur variationer i ytstrukturen och därmed bilderna påverkar sprickidentifieringen.

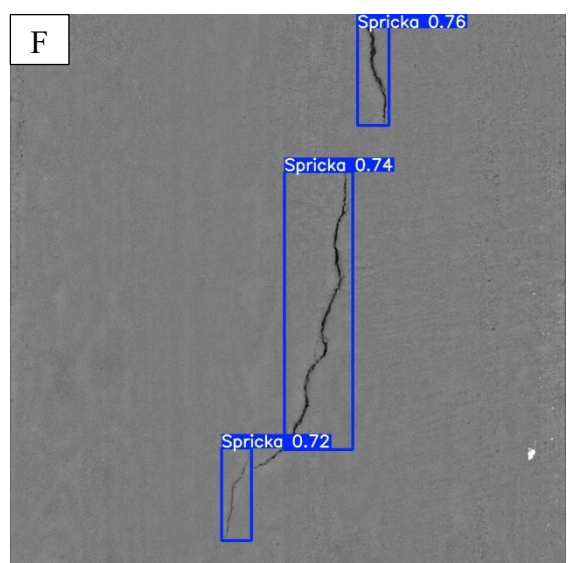
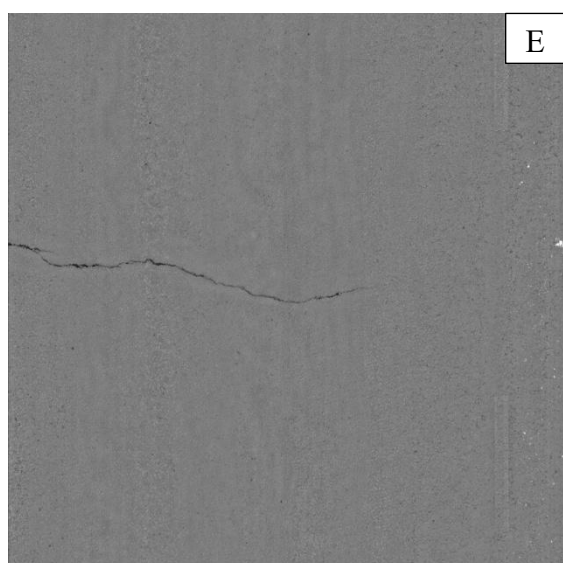
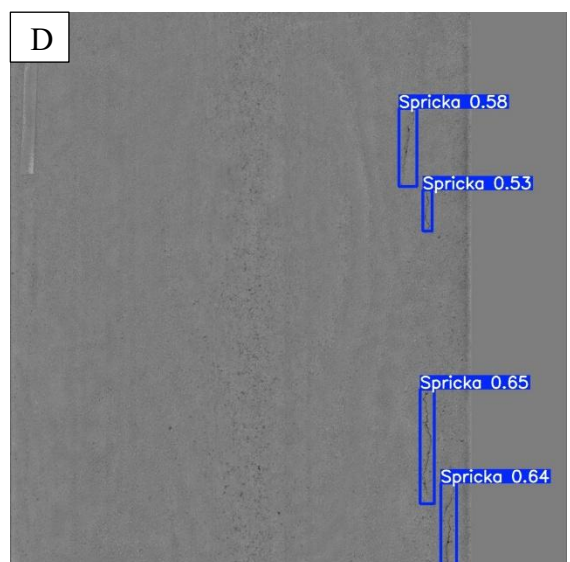
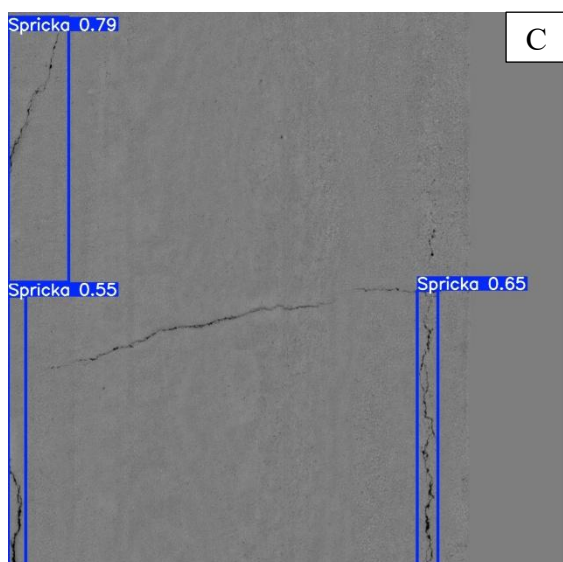
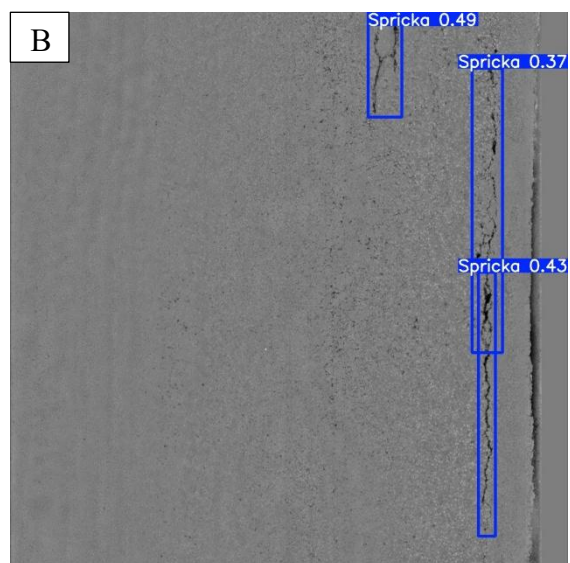
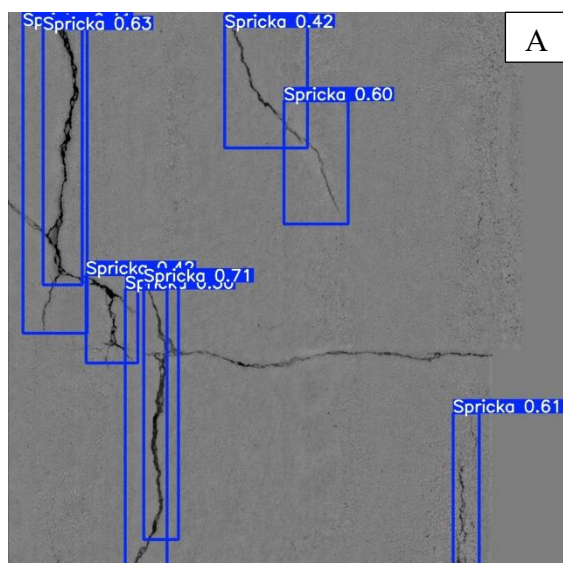
Referenser

- Afridi, A.M. (2024) *Municipal street pavement maintenance and management practices in Sweden*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://kth.diva-portal.org/smash/get/diva2:1851090/SUMMARY01.pdf> [2025-11-17]
- ARRB (2013). *3D Technology for managing pavements*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://www.pavemetrics.com/wp-content/uploads/2016/04/ARRB-LCMS-cracking-evaluation-2013.pdf> [2025-09-28]
- Cerulli, G. (2023). *Fundamentals of supervised machine learning*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://link-springer-com.ludwig.lub.lu.se/book/10.1007/978-3-031-41337-7> [2025-12-01]
- Eriksson, M. (2023). *Road damage detection with Yolov8 on Swedish roads*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1803747/FULLTEXT01.pdf> [2025-12-11]
- Gaspar, L., & Bencze, Z. (2019). Increasing life expectancy of road pavements. (Elektronisk) Tillgänglig:
https://www.researchgate.net/publication/347510431_Increasing_life_expectancy_of_road_pavements_Increasing_life_expectancy_of_road_pavements [2025-11-03]
- Hu, H., Li, Z., He, Z. Wang, L., Cao, S. & Du, W. (2024). *Road surface crack detection method based on improved YOLOv5 and vehicle-mounted images* (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://www-sciencedirect-com.ludwig.lub.lu.se/science/article/pii/S0263224124003282> [2025-10-03].
- Isacsson, Ulf (2000). *Drift och underhåll av vägar och gator*. Stockholm
- Jung, Alexander (2022). *Machine Learning The Basics*. 1st ed. 2022. Singapore: Springer Nature Singapore (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://link-springer-com.ludwig.lub.lu.se/book/10.1007/978-981-16-8193-6>
- Khatoon, A., Wang, W., Ullah, A., Ahmed, I., Hussain, A. & Roslee, B.M. (2024) *Advancement in Pavement Condition Assessment: an AI-Based Computer Vision Approach*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://ieeexplore-ieee-org.ludwig.lub.lu.se/document/10776158> [2025-12-03]
- Kubat, Miroslav (2021). *An introduction to machine learning*. third edition Cham: Springer (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://link-springer-com.ludwig.lub.lu.se/book/10.1007/978-3-030-81935-4> [2025-09-17]
- Laurent, J., Hébert, J.F., Lefebvre, D. & Savard, Y. (2014). *3D laser road profiling for the automated measurement of road surface conditions and geometry*. (Elektronisk) Tillgänglig:
https://www.pavemetrics.com/wp-content/uploads/2016/04/LCMS_general_2014.docx.pdf [2025-10-05]

- Le, V.T.V., Keivanmarz, A. & Sharifzadeh, H. (2025). *A Two-stage Faster R-CNN Approach for Road Surface Damage Detection* (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://ieeexplore-ieee-org.ludwig.lub.lu.se/document/11126542> [2025-12-11]
- Li, H. (2024). *Machine Learning Methods* (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://link-springer-com.ludwig.lub.lu.se/book/10.1007/978-981-99-3917-6> [2025-12-01]
- Lindespång, V. (2017) *Bildklassificering av bilar med hjälp av deep learning*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1117115/FULLTEXT01.pdf> [2025-11-09]
- Lindström, F. (2024). *Tillstånd belagd väg* (Elektronisk) Tillgänglig:
https://asfaltskolan.se/wp-content/uploads/AD_24_10-1.pdf [2025-12-11]
- Lundberg, T., Andrén P., Wahlman, T., Eriksson O., Sjögren, L. & Ekdahl, P. (2018). *New technology for road surface measurement*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://vti.diva-portal.org/smash/get/diva2:1192178/FULLTEXT01.pdf> [2025-09-15].
- Lundberg, T., Glantz, C., Wahlman, T. & Andrén, P. (2020). *Objektiv mätning av ytskador och sprickor i vägytan*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://vti.diva-portal.org/smash/get/diva2:1451849/FULLTEXT02.pdf> [2025-09-15].
- Morgan, J. & Westman, J. (2021). *Klassificering av bilder från åtelkameror med hjälp av deep learning*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1574104/FULLTEXT01.pdf> [2025-11-14]
- Offrell, Petra (2003). *Methods for measurements and analyses of cracks in flexible pavements*. Doctoral thesis. Stockholm: Kungliga tekniska högskolan. Vägteknik. TRITA-VT FR 03:01.
- Padilla, R., Netto, S. L. & da Silva, E. A. B. (2020). *A Survey on Performance Metrics for Object-Detection Algorithms*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://ieeexplore.ieee.org/document/9145130> [2025-12-11]
- Pavemetrics (2023). *LCMS Data Analyser manual*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://www.scribd.com/document/680247750/LCMS-DataAnalyser-Manual> [2025-09-15]
- Pavemetrics (2024). *Laser Crack Measurement System (LCMS-2)*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://www.pavemetrics.com/applications/road-inspection/lcms2-en/> [2025-09-15].
- Ramboll RST (2024). *Ramboll RST – Om vår verksamhet*. Intern presentation.
- ROMDAS (2018). *Advantages of laser scanning for 3D Road Profiling*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://www.pavemetrics.com/wp-content/uploads/2016/04/Advantages-of-Laser-Scanning-for-3D-Road-Profiling-Romdas.pdf> [2025-10-08]
- SKR (2019). *Bära eller brista*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://extra.skr.se/skr/tjanster/rapporterochskrifter/publikationer/baraellebrista.67630.html> [2025-09-05]
- Sun, X., Xie, Y., Jiang, L., Cao, Y., & Liu, B. (2022). *DMA-Net: DeepLab With Multi-Scale Attention for Pavement Crack Segmentation*. (Elektronisk) Tillgänglig:
<https://ieeexplore-ieee-org.ludwig.lub.lu.se/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9741463> [2025-11-03]

- Tamagusko, T., Correia, G.M. & Ferreira, A. (2024) *Machine learning applications in road pavement management: a review, challenges and future directions*. (Elektronisk) Tillgänglig: <https://www.mdpi.com/2412-3811/9/12/213> [2025-11-17]
- Technical Committee CT 4.2 (2007). *Evaluating the performance of automated pavement cracking equipment* (Elektronisk) Tillgänglig: <https://www.scribd.com/document/507041956/2007-piarc-evaluating-automated-cracking-equipment> [2025-10-27]
- Trafikverket (2019). *Drift och underhåll av enskilda vägar Publikation 2019:186*. (Elektronisk) Tillgänglig: <https://trafikverket.diva-portal.org/smash/get/diva2:1366067/FULLTEXT02.pdf> [2025-09-12].
- Trafikverket (2025a). *Så sköter vi vägar*. (Elektronisk) Tillgänglig: <https://www.trafikverket.se/resa-och-trafik/underhall/sa-skotervi-vagar/> [2025-09-12].
- Trafikverket (2025b). *Underhåll av belagda vägar*. (Elektronisk) Tillgänglig: <https://www.trafikverket.se/resa-och-trafik/underhall/sa-skotervi-vagar/underhall-av-belagda-vagar> [2025-09-12].
- Tsai, Y.-C.J. & Li, F. (2011). *Detecting Asphalt Pavement Cracks under Different Lighting and Low Intensity Contrast Conditions Using 3D Laser Technology*. (Elektronisk) Tillgänglig: https://www.pavemetrics.com/wp-content/uploads/2016/04/Georgia_Tech_cracking.pdf [2025-10-13]
- Ultralytics (2025). *Explore Ultralytics YOLOv8* (Elektronisk) Tillgänglig: <https://docs.ultralytics.com/models/yolov8/#overview> [2025-12-11]
- Varadharajan, S., Jose, S., Sharma, K., Wander, L. & Mertz, C. (2014). *Vision for road inspection*. (Elektronisk) Tillgänglig: <https://ieeexplore-ieee-org.ludwig.lub.lu.se/document/6836111> [2025-11-28]
- Wang, J., Meng, R., Huang, Y., Zhou, L., Huo, L., Qiao, Z. & Niu, C. (2024). *Road defect detection based on improved YOLOv8s model*. (Elektronisk) Tillgänglig: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-67953-3> [2025-12-11]
- Wu, Y., Li, S., Li, J., Yu, Y., Li, J. & Li, Y. (2025). *Deep learning in crack detection: A comprehensive scientometric review*. (Elektronisk) Tillgänglig: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772991525000076#bib40> [2025-11-17]

Bilaga A – Modell 1



Bilaga B - Modell 2

