E-ISSN : 3025-1311
https://ejournal.warunayama.org/kohesi

Kohesi: Jurnal Multidisiplin Saintek
Volume 10 No 8 Tahun 2026

DETEKSI JENIS RETAK KULIT BUAYA PADA JALAN ASPAL MENGGUNAKAN CITRA DIGITAL

Syafalah Basri[1*], Leonardus Sandy Ade Putra[2], Jannus Marpaung[3]
[1,2,3]Teknik Elektro, Universitas Tanjungpura
[1]alebasri1106@gmail.com

Abstract

Alligator cracking, also known as fatigue cracking, is a series of interconnected cracks that occur on the surface of asphalt concrete layers as a result of fatigue failure caused by repeated vehicle loads. This type of cracking is classified into three levels, namely low, medium, and high severity. However, the detection of road cracking is still commonly performed manually, which becomes an obstacle in accurately identifying alligator cracking conditions. To address this issue, this study develops an algorithm using YOLOv11 implemented in an Android application to facilitate the identification of low, medium, and high alligator cracking. The proposed method includes dataset collection, data labeling, preprocessing, data augmentation, YOLOv11 model training, implementation of the TensorFlow Lite (tflite) model into the application, and real-time testing. The experimental results show that the developed model achieves a Precision of 83.4 percent, Recall of 83.3 percent, mAP50 of 83.1 percent, mAP50-90 of 59.3 percent, F1-Score of 83.3 percent, and an indirect testing accuracy above 90 percent. Based on these results, it can be concluded that the developed application is capable of accurately identifying alligator cracking in real time.

Keywords: *YOLOv11, Alligator Crack, Image Processing, Android, Object Detection*

Abstrak

Retak kulit buaya atau retak lelah merupakan rangkaian retak saling berhubungan pada permukaan lapis beton aspal sebagai akibat keruntuhan lelah oleh beban kendaraan yang berulang. Retak ini juga diklasifikasikan menjadi 3 bagian yaitu retak rendah, sedang, dan tinggl. Namun dalam deteksi jalan retak tersebut masih dilakukan secara manual, sehingga hal ini menjadi salah satu hambatan dalam mengidentifikasi jalan retak kulit buaya. Untuk menjawab pertanyaan tersepu peneliti membuat algoritma menggunakan YOLOV11 pada aplikasi android untuk memudahkan identifikasi jalan retak kulit buaya rendah, sedang, dan tinggi. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan dataset, pelabelan, preprocessing, augmentasi, pelatihan model YOLOV11, pengaplikasian model.tflite kedalam apliaksi, juga pengujian secara realtime. Sehingga didapatkan hasil hasil Presicion 83.4%, Recall 83.3%, mAP50 83.1%, mAP50-90 59.3%, F1-Score 83.3%, dan akurasi pengujian tidak langsung >90%. kesimpulannya aplikasi mampu mengidenttifikasi secara realtime dengan hasil yang akurat.

Kata Kunci: YOLOv11, Identifikasi Retak Kulit Buaya, Pengolahan Citra, Android, Deteksi Objek

Article History
Received: March 2026
Reviewed: March 2026
Published: March 2026

Plagiarism Checker No 235
Prefix DOI :
10.8734/Kohesi.v1i2.365
Copyright : Author
Publish by : Kohesi

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

1. PENDAHULUAN

Jalan merupakan prasarana transportasi darat yang berperan penting dalam menunjang aktivitas ekonomi dan sosial masyarakat. Kerusakan jalan dapat menghambat mobilitas serta meningkatkan risiko kecelakaan [1]. Salah satu kerusakan yang umum terjadi pada perkerasan aspal adalah retak kulit buaya (*alligator cracking*), yaitu retakan berpola saling terhubung akibat beban kendaraan berulang [2]. Retak ini ditandai dengan pola kotak-kotak menyerupai kulit buaya dengan lebar celah ≥ 3 mm dan ukuran sisi umumnya kurang dari 0,5 meter [3]. Tingkat keparahannya diklasifikasikan menjadi rendah, sedang, dan tinggi berdasarkan pola retak dan kondisi permukaannya.

Perkembangan teknologi memungkinkan deteksi kerusakan jalan dilakukan secara otomatis melalui pengolahan citra digital. Citra digital merupakan representasi gambar hasil proses sampling dan kuantisasi, yang secara matematis dinyatakan sebagai fungsi dua dimensi f(x,y) dengan piksel sebagai elemen terkecilnya [4][5]. Dalam implementasinya, pengolahan citra banyak dipadukan dengan metode deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), yang mampu mengekstraksi fitur dan mengenali pola secara otomatis [6].

Salah satu metode deteksi objek berbasis CNN yang banyak digunakan adalah YOLO (*You Only Look Once*), yang membagi citra menjadi grid dan secara simultan memprediksi *bounding box* serta probabilitas kelas objek [7]. Penelitian sebelumnya menggunakan YOLOv8 menunjukkan performa yang belum optimal, dengan akurasi 43,98%, presisi 68,13%, dan recall 47,67% [8]. Oleh karena itu, penelitian ini memanfaatkan YOLOv11 yang menawarkan peningkatan akurasi dan efisiensi komputasi [9] untuk mendeteksi serta mengklasifikasikan retak kulit buaya ke dalam kategori rendah, sedang, dan tinggi guna mendukung pengelolaan infrastruktur jalan yang lebih efektif.

2. METODE PENELITIAN

Metode pada penelitian ini yaitu metode eksperimental, dimana penerapan dan pengujian model YOLOv11 dapat mendeteksi jenis jalan retak kulit buaya rendah, sedang, dan tinggi. Pada penelitian ini, yang meliputi variable bebas seperti, jarak pengambilan gambar, model YOLOv11, dan jenis dataset yang digunakan. Sedangkan variabel terikat pada penelitian ini yaitu jenis/klasifikasi jalan retak kulit buaya.

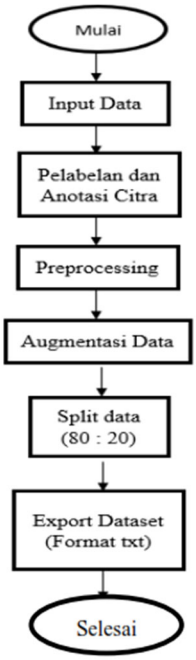
2.1 Proses Pengambilan Dataset

Pengambilan data untuk pengolahan data primer dan sekunder pada pengolahan citra digital dibutuhkan agar citra yang diperoleh sesuai untuk dianalisis lebih lanjut, sehingga data yang digunakan dapat berupa data dari sumber langsung (primer) maupun data dari sumber tidak langsung (sekunder).

Adapun mekanisme perolehan data primer ini yaitu:

1. Identifikasi dan klasifikasi area jalan retak kulit buaya.
2. Pengambilan gambar dengan kamera HP yang diarahkan tegak lurus ke permukaan jalan dari jarak = 1 m, pastikan area retak terekam didalam satu bingkai foto, hindari bayangan, cahaya silau , dan halangan lain.
3. Penyimpanan data untuk diolah dan diberi nama sesuai jenis klasifikasi yang diambil (misalnya: “Rendah”, “Sedang”, “Tinggi”).

2.2 Perancangan Pengolahan Data

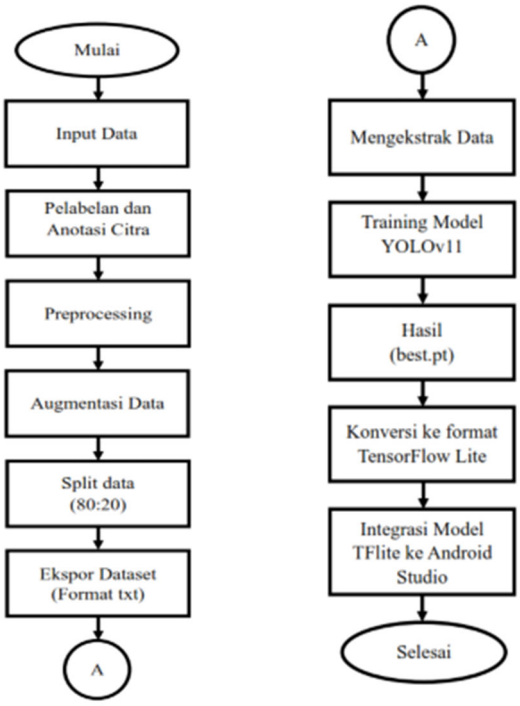


Berikut ini merupakan penjelasan perancangan pengolahan data yang terdapat pada Gambar Diagram Pengolahan Data.

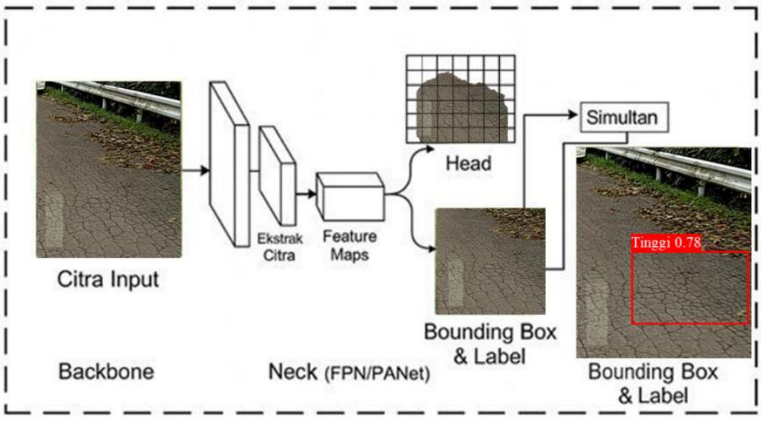
1. Mulai : pada perancangan yang pertama ini dimulai dari mempersiapkan platform Roboflow untuk menginput dataset yang telah disiapkan sebelumnya.
2. Input Data : pada tahap ini yaitu menginput/mengunggah dataset sekunder, untuk diolah pada pelatihan model.
3. Pelabelan dan Anotasi Citra : pada tahap ini menggunakan *Polygon* untuk menganotasi gambar dengan cara menandai area yang akan di beri label, pastikan area yang sudah ditandai sesuai sehingga objek dapat terbaca dengan jelas, setelah itu area yang sudah dianotasi diberi label sesuai dengan kelasnya yaitu Rendah, Sedang, dan Tinggi.
4. Preprocessing : pada tahap ini dilakukan resizing gambar untuk mengubah ukuran gambar menjadi 640 x 640 pixel.
5. Augmentasi Data : pada tahap ini dilakukan *flip*, rotasi 90° *clockwise*, *noise*, *blur*, dan *greyscale* untuk memperkaya dataset sehingga dapat meningkatkan variasi data.
6. Split Data (80 : 20) : pada tahap ini 80% data digunakan untuk training yaitu untuk melatih model agar dapat mengenali pola dari data yang di berikan. Sedangkan 20% data digunakan untuk validasi, yaitu menguji model dapat belajar dengan baik atau tidak (*overfitting*). Data yang digunakan dalam proses ini merupakan gabungan antara data primer dan data sekunder, sehingga menghasilkan dataset yang lebih lengkap dan berkualitas untuk keperluan pelatihan model.
7. Export Dataset (Format txt): pada tahap ini yaitu meng ekspor dataset kedalam format txt.
8. Selesai : dataset siap digunakan untuk pelatihan model, proses perancangan data selesai.

2.3 Perancangan Model YOLOv11 Berbasis Android

Berikut ini merupakan bagan alur perancangan model YOLOv11 berbasis android

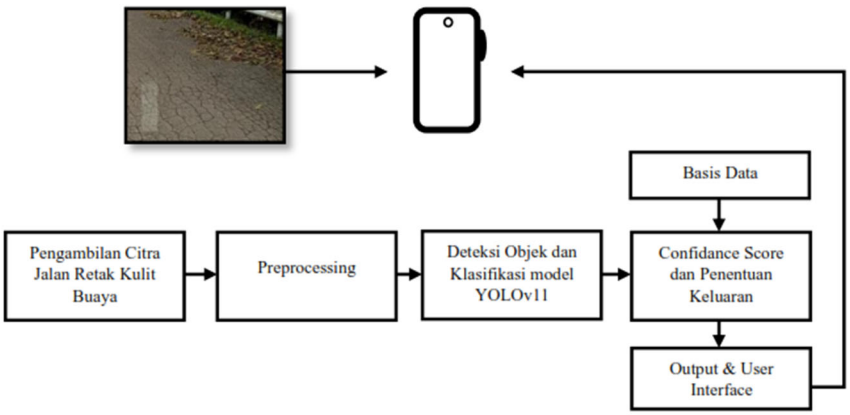


Pada penelitian ini YOLOv11 mengekstraksi fitur dari citra jalan retak kulit buaya yang menunjukkan jenis jalan retak kulit buaya melalui tahapan konvolusi yang terintegrasi dalam tiga komponen utama: *Backbone*, *Neck*, dan *Head*. Berikut ini juga merupakan metode ekstraksi fitur pada YOLOv11.



2.4 Arsitektur sistem

Pada arsitektur sistem ini akan menjelaskan proses awal dari pengguna mengakses model kemudian menginput gambar yang akan dideteksi berupa jalan retak kulit buaya, kemudian algoritma YOLOv11 akan mengklasifikasikan objek gambar tersebut, jika sistem dapat membaca/mengenali objek yang diberikan akan muncul *Bounding box* dan output berupa kata dari jenis klasifikasi jalan retak kulit buaya yang dideteksi. Proses ini akan terjadi sesuai dengan apa yang di deteksi dari gambar yang diberikan. Berikut merupakan arsitektus sistem yang dibuat



2.5 Analisis Hasil

Analisis hasil yang diinginkan pada penelitian ini yaitu dapat mendeteksi kerusakan jalan Retak Kulit Buaya kedalam klasifikasi rendah, sedang, dan tinggi dengan sebaik mungkin yang akan diukur melalui metrik evaluasi seperti mAP50%, mAP 50% - 95%, F1 score, *recall*, dan precision.

2.6 Perancangan Tampilan GUI

Tampilan interface pada perancangan deteksi jalan retak kulit buaya menggunakan GUI (*Graphical User Interface)* yang terdapat pada *Android* dan bertujuan membantu dalam proses pengenalan jenis jalan retak kuloit buaya. Giu akan menampilkan menu awal seperti mulai deteksi untuk menagmbil gambar atau objek yang akan dideteksi juga ada menu penanganan.



3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini yaitu pemaparan secara detail hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan oleh peneliti terkait akurasi deteksi objek, khususnya mengenai Jalan Retak Kulit Buaya menggunakan YOLOv11. penelitian ini menggunakan data primer dan data skunder. Data primer diperoleh dengan cara pengambilan langsung foto jalan retak kulit buaya, sedangkan data sekunder diperoleh dengan pengambilan dataset citra digital di Mandeley dengan kata kunci RDD2020.

3.1 Pengumpulan Data Primer

Proses pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan kamera ponsel untuk mengambil citra dari 3 klasifikasi jalan retak kulit buaya dengan diarahkan tegak lurus ke permukaan jalan dari jarak = 1 m, pastikan area retak terekam didalam satu bingkai foto, hindari bayangan, cahaya silau , dan halangan lain.

Pada Gambar dibawah menunjukan hasil pengambilan dataset pada jalan retak kulit buaya dengan jarak = 1 m, dimana hanya terdapat gambar retak kulit buaya ringan, sedang, dan tinggi dalam 1 bingkai dengan pencahayaan alami serta pencahayaan buatan berupa lampu jalan pada tingkat kecerahan tertinggi, dengan intensitas cahaya sekitar 20–50 lux dan dapat mencapai hingga ±100 lux tepat dibawah sumber lampu dan minim gangguan visual.



Pengambilan data primer



Hasil pengambilan data primer

Tabel 1. Jumlah data primer

Jenis Data Jalan Retak Buaya	Rendah	Sedang	Tinggi	Total data
Data Primer	50	50	50	150

3.2 Pengumpulan Data sekunder

Data sekunder diperoleh dari dataset terbuka Mendeley Data melalui pencarian “RDD 2020” (Road Damage Dataset 2020) yang relevan untuk pengembangan sistem deteksi kerusakan jalan berbasis citra digital. Setelah diseleksi berdasarkan format, kualitas citra, dan ketersediaan anotasi, digunakan 450 citra retak kulit buaya yang terdiri dari tiga kategori (rendah, sedang, tinggi) masing-masing 150 citra. Data dibagi 80% untuk training dan 20% untuk validasi guna menjaga keseimbangan antara pembelajaran dan evaluasi, meningkatkan kemampuan generalisasi, serta mencegah overfitting, di mana proporsi 80:20 merupakan praktik umum yang efektif dalam menghasilkan model yang stabil dan andal.

Tabel 2. Jumlah data skunder

Jenis Data Jalan Retak Buaya	Rendah	Sedang	Tinggi	Total data
Data Sekunder	150	150	150	450

3.3 Pengolahan Dataset

Pada tahap pengolahan dataset, citra-citra retak kulit buaya diberikan label dan anotasi menggunakan platform Roboflow agar sistem mampu mengenali objek yang akan dideteksi. Proses ini bertujuan untuk mengklasifikasikan pola retakan sesuai dengan kategori yang telah ditentukan, yaitu Rendah, Sedang, dan Tinggi, sehingga data siap digunakan dalam proses pelatihan model deteksi objek

Pembuatan Kelas Dataset

Pembuatan kelas dataset dilakukan untuk mempermudah pengelompokan citra yang telah diberi anotasi polygon. Sistem secara otomatis menghasilkan tiga kelas utama, yaitu Rendah, Sedang, dan Tinggi, sesuai dengan kategori yang telah ditentukan sebelumnya. Dengan adanya pembagian kelas ini, dataset dapat terstruktur dengan baik sehingga mendukung proses pelatihan model secara lebih sistematis dan terorganisir.

Proses Pelabelan dan Anotasi

Proses pelabelan dan anotasi dilakukan dengan menambahkan polygon di sekitar objek retak pada setiap citra menggunakan Roboflow. Setelah polygon dibuat, label kelas sesuai kategori akan ditetapkan pada objek tersebut. Hasil dari proses ini berupa data anotasi yang terstruktur dan siap digunakan untuk melatih model dalam mengenali serta mengklasifikasikan tingkat kerusakan jalan berdasarkan pola retak kulit buaya.

Tahap Preprocessing (Konversi RGB ke Grayscale)

Pada tahap preprocessing, citra RGB dikonversi menjadi grayscale untuk menyederhanakan data karena deteksi retak lebih bergantung pada perbedaan intensitas daripada warna. Retakan umumnya terlihat sebagai garis gelap di atas permukaan yang lebih terang, sehingga penggunaan satu kanal intensitas (0–255) dapat mengurangi beban komputasi dan membuat proses seperti segmentasi, thresholding, serta deteksi tepi lebih efisien. Konversi dilakukan dengan pembobotan standar agar representasi intensitas lebih akurat sesuai sensitivitas mata manusia terhadap warna.

Preprocessing Data

Preprocessing data citra merupakan suatu proses yang bertujuan untuk memperoleh objek-objek yang terdapat di dalam citra atau untuk membagi citra ke dalam beberapa wilayah, di mana setiap objek atau wilayah tersebut memiliki kesamaan karakteristik [10]. Pada tahap preprocessing di Roboflow, dilakukan penyesuaian citra meliputi modifikasi warna, bentuk, ukuran, serta penerapan preprocessing dan augmentation untuk meningkatkan kualitas dataset. Seluruh gambar di-resize menjadi 640 × 640 piksel agar sesuai dengan input YOLOv11 dan memastikan konsistensi pemrosesan. Ukuran ini dipilih karena mampu mempertahankan detail visual retak kulit buaya sehingga membantu model mengenali pola retakan dengan lebih akurat dan meningkatkan performa deteksi.

Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan proses manipulasi citra untuk meningkatkan variasi dataset dan mencegah overfitting dengan melatih model mengenali berbagai pola dan kondisi gambar. Pada penelitian ini, augmentasi diterapkan pada citra berukuran 640 × 640 piksel melalui teknik flip (horizontal, vertikal), rotasi 90° searah jarum jam, penambahan noise, blur, dan grayscale. Flip dan rotasi bertujuan memperkaya variasi orientasi agar model lebih robust terhadap sudut pengambilan gambar, sementara noise mensimulasikan gangguan akuisisi citra guna meningkatkan kemampuan generalisasi. Blur digunakan untuk mengurangi gangguan visual berfrekuensi tinggi tanpa menghilangkan pola retakan utama. Kombinasi teknik ini

meningkatkan kualitas dataset, memperkuat ketahanan model, dan mendukung peningkatan akurasi deteksi retak kulit buaya secara keseluruhan.

Split Data

Pembagian data dilakukan dengan proporsi 80% untuk training dan 20% untuk validation. Data training digunakan untuk mempelajari pola retak kulit buaya, sedangkan data validation untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data yang tidak dilatih. Proporsi 80:20 ini bertujuan menjaga keseimbangan antara pembelajaran dan evaluasi serta mencegah overfitting agar model tetap optimal pada data baru.

3.4 Pelatihan Model

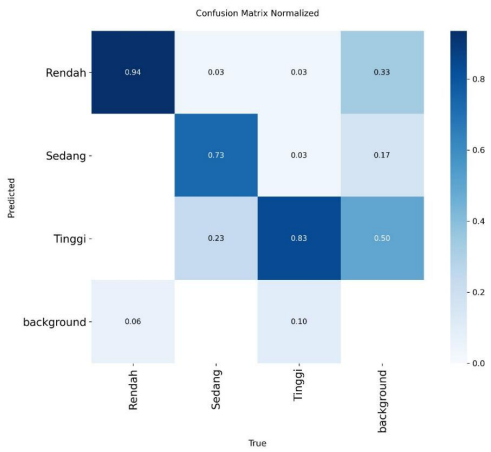
Dataset yang telah diproses dan dianotasi diekspor dari Roboflow dalam format YOLOv11 untuk digunakan pada pelatihan di Google Colab melalui API yang menghasilkan file data.yaml sebagai konfigurasi struktur data. Model dilatih menggunakan YOLOv11 Nano (yolo11n.pt) selama 100 epoch dengan confidence threshold 0,5, di mana pemilihan versi Nano didasarkan pada keseimbangan antara akurasi, stabilitas, dan kecepatan sehingga cocok untuk deteksi real-time pada perangkat bersumber daya terbatas. Dataset dibagi ke dalam folder train dan val yang masing-masing berisi images dan labels. Hasil pelatihan menunjukkan performa optimal dengan waktu pemrosesan per gambar yang cepat (Preprocess 0,2 ms, Inference 2,8 ms, Postprocess 5,0 ms), dan model terbaik disimpan sebagai best.pt pada direktori runs/detect/.../weights/ untuk keperluan evaluasi dan pengujian akhir.

Tabel 3. Hasil Pelatihan

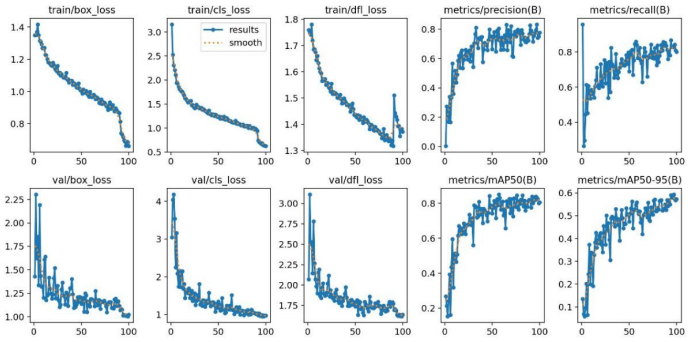
Class	Images	Instance	Presicion	Recall	mAP50	mAP50-90
Rendah	30	31	0.803	0.839	0.802	0.514
Sedang	30	30	0.986	0.833	0.921	0.699
Tinggi	30	30	0.713	0.827	0.776	0.568

3.5 Evaluasi Model

Setelah training selesai, dilakukan evaluasi model menggunakan confusion matrix dan grafik hasil (results.png), di mana confusion matrix memperlihatkan distribusi TP, FP, FN, dan TN pada tiap kelas sehingga memungkinkan identifikasi kelas yang sering tertukar, sedangkan grafik performa melacak metrik utama seperti loss, precision–recall, dan mAP selama proses training sehingga memudahkan penilaian stabilitas serta kemampuan generalisasi model.



Berdasarkan Confusion Matrix yang telah dinormalisasi, kelas retak Rendah memiliki nilai recall tertinggi sebesar 0,94, diikuti retak Tinggi sebesar 0,83, sedangkan retak Sedang terendah yaitu 0,73, sehingga menunjukkan masih adanya kesalahan deteksi pada kelas tersebut. Kesalahan terbesar terjadi ketika retak Sedang (0,23) salah diklasifikasikan sebagai retak Tinggi, yang mengindikasikan kemiripan karakteristik visual antara kedua kelas, terutama pada kondisi retakan yang kurang kontras atau mengalami oklusi. Selain itu, sekitar 0,10 retak Tinggi terdeteksi sebagai background, namun secara umum tingkat kesalahan tumpang tindih antar kelas relatif rendah, sehingga model dinilai cukup akurat dalam membedakan jenis keretakan.



Grafik menunjukkan tren penurunan konsisten pada tiga jenis loss (box_loss, cls_loss, dan dfl_loss) selama 100 epoch pada proses training, yang menandakan model YOLOv11 berhasil belajar dan mencapai konvergensi dengan baik dalam menyesuaikan prediksi terhadap data retak kulit buaya. Nilai precision dan recall meningkat signifikan di awal pelatihan lalu stabil pada kisaran 0,75–0,8, dengan mAP50 sekitar 0,83 dan mAP50–95 sekitar 0,59, menunjukkan kemampuan deteksi yang cukup baik pada berbagai skala dan posisi objek. Pada tahap validasi, tren penurunan val/box_loss, val/cls_loss, dan val/dfl_loss juga stabil tanpa lonjakan besar, sehingga mengindikasikan tidak terjadi overfitting yang signifikan serta model mampu mempertahankan performa pada unseen data. Secara keseluruhan, penurunan loss dan peningkatan metrik yang stabil menunjukkan bahwa proses pelatihan berjalan optimal dengan keseimbangan antara presisi, recall, dan kemampuan generalisasi model.

Tabel 4. Hasil Metrix Evaluasi

Model	Prescision	Recall	mAP50	mAP50-90	F1-Score
YOLOv11	83.4%	83.3%	83.1%	59.3%	83.3%

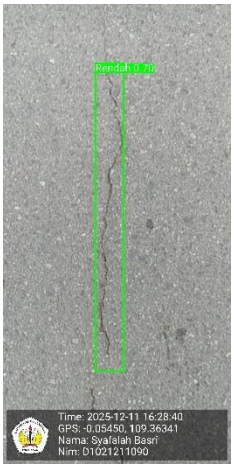
Model menunjukkan performa yang baik dengan precision sebesar 83,4% yang menandakan tingkat ketepatan prediksi yang tinggi dalam mengenali objek retakan jalan dengan tingkat kesalahan deteksi yang relatif rendah. Nilai recall sebesar 83,3% menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar objek retakan yang terdapat pada citra uji, meskipun masih terdapat beberapa objek yang belum teridentifikasi secara optimal. Nilai mAP50 sebesar 83,1% menegaskan bahwa model memiliki akurasi deteksi yang tinggi pada ambang Intersection over Union (IoU) sebesar 0,5, sedangkan nilai mAP50–95 sebesar 59,3% menunjukkan bahwa performa model tetap stabil pada berbagai tingkat kesulitan deteksi dengan ambang IoU yang lebih ketat. Nilai mAP50 lebih tinggi dibandingkan mAP50–90 karena mAP50 masih mentoleransi ketidaktepatan posisi bounding box, sementara mAP50–90 menuntut presisi yang lebih tinggi sehingga kesalahan kecil dalam pelokalan objek retak kulit buaya menyebabkan penurunan nilai evaluasi. Adapun nilai F1-score sebesar 83,3% mencerminkan keseimbangan yang cukup baik antara precision dan recall, sehingga model dinilai efisien dan andal dalam melakukan identifikasi serta klasifikasi tingkat kerusakan jalan retak pola kulit buaya.

3.6 Pengujian Tidak Langsung

Tabel 5. Hasil Pengujian Tidak Langsung

Class	Jumlah Data Uji	Terdeteksi Benar	Terdeteksi Salah	Akurasi
Rendah	50	48	2	96%
Sedang	50	47	3	94%
Tinggi	50	47	3	94%

Berdasarkan hasil pengujian tidak langsung pada Tabel 5, model deteksi retak kulit buaya menunjukkan akurasi keseluruhan yang cukup tinggi, yaitu berkisar 96%–98%, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan seperti retak Tinggi terklasifikasi sebagai Sedang serta retak Rendah yang tidak terdeteksi dan dianggap sebagai background, terutama karena kemiripan visual antara kelas Sedang dan Tinggi. Kesalahan ini dipengaruhi oleh faktor pencahayaan yang tidak merata, tekstur permukaan jalan, ukuran retakan yang kecil, kemiripan tingkat kerusakan, keterbatasan variasi data latih, resolusi citra yang rendah, serta sudut pengambilan gambar yang kurang optimal sehingga informasi visual tidak tertangkap secara maksimal, berikut merupakan gambar hasil dari pengujian tidak langsung.



RENDAH



SEDANG



TINGGI

3.7 Pengujian Langsung

Pada tahap akhir, model hasil training berupa best.pt dikonversi menjadi format TensorFlow Lite (.tflite) menggunakan fitur ekspor YOLOv11 di Google Colab sehingga menghasilkan file best_float32.tflite yang siap diimplementasikan pada Android. Aplikasi kemudian dikembangkan berbasis Kotlin di Android Studio dengan integrasi TensorFlow Lite Task API agar inferensi dapat berjalan secara lokal tanpa internet. Dengan memanfaatkan CameraX, aplikasi mampu mengambil gambar secara real-time, mendeteksi retak kulit buaya kategori Rendah, Sedang, dan Tinggi, serta menampilkan hasil dalam bentuk bounding box, label, dan titik koordinat yang tersimpan ke galeri.



Gambar diatas merupakan tampilan pengambilan gambar pada model YOLOv11 yang di implementasikan kedalam aplikasi androit guna memudahkan pengguna dalam mengidentifikasi Jalan Retak Kulit Buaya.



Pada menu penanganan, berisi penanganan sesuai dengan tingkat keparahan jalan retak kulit buaya, sehingga petugas dengan mudah menentukan penangan yang tepat untuk melakukan pebaikan jalan. Pengujian langsung dilakukan menggunakan aplikasi Android untuk mengevaluasi kemampuan model YOLOv11 berbasis TensorFlow Lite dalam mendeteksi retak kulit buaya kelas Rendah, Sedang, dan Tinggi secara real-time pada jarak maksimal 1 meter dengan pencahayaan 20–100 lux. Dari 150 citra uji (50 per kelas), diperoleh rata-rata confidence score 65,22% (Rendah), 73,44% (Sedang), dan 77,54% (Tinggi), menunjukkan bahwa kemampuan deteksi meningkat seiring tingkat keparahan retak karena pola yang lebih jelas dan kontras lebih kuat lebih mudah dikenali dibanding retak tipis yang menyerupai tekstur aspal. Performa deteksi juga dipengaruhi oleh pencahayaan, bayangan, sudut dan resolusi citra, ketepatan anotasi, serta parameter pelatihan seperti epoch, batch size, dan learning rate yang menentukan kemampuan generalisasi model.

Tabel 6. Hasil Pengujian Langsung

Kelas	Data Uji	Rata-Rata Confidance score
Rendah	50	65.22%
Sedang	50	73.44%
Tinggi	50	77.54%

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian deteksi retak kulit buaya pada jalan aspal menggunakan citra digital dengan algoritma YOLOv11, model menunjukkan performa yang baik dengan nilai Precision 83,4%, Recall 83,3%, mAP50 83,1%, mAP50-90 59,3%, dan F1-Score 83,3%, serta akurasi pengujian tidak langsung sebesar 94%–96%. Pada pengujian langsung terhadap 150 citra uji (masing-masing 50 per kelas), diperoleh rata-rata confidence score 65,22% untuk retak Rendah, 73,44% untuk Sedang, dan 77,54% untuk Tinggi, yang menunjukkan bahwa tingkat kepercayaan meningkat seiring bertambahnya keparahan retak karena pola visual yang lebih jelas, kontras kuat, dan area lebih luas lebih mudah dikenali dibanding retak tipis dan kurang kontras. Aplikasi Android yang dikembangkan juga berhasil mendukung deteksi dan dokumentasi secara real-time dengan fitur pengambilan citra, timestamp, identitas, koordinat GPS, serta visualisasi bounding box pada area retakan. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan peningkatan jumlah dan variasi dataset terutama pada kelas rendah dengan anotasi lebih presisi, optimalisasi fitur GPS dan efisiensi sinkronisasi sistem (kamera, GPS, inferensi) agar lebih responsif dan stabil di berbagai perangkat, perluasan pengujian pada kondisi jalan yang lebih beragam dengan durasi lebih panjang, serta pengembangan deteksi berbasis video dan optimasi model guna meningkatkan generalisasi dan akurasi pada penerapan nyata.

DAFTAR PUSTAKA

[1] I. M. Udiana, A. Saudale, and J. J. Pah, “Analisa Faktor Penyebab Kerusakan Jalan (Studi Kasus Ruas Jalan W.J. Lalamentik Dan Ruas Jalan Gor Flobamora),” *J. Tek. Sipil*, vol. 3, no. 1, pp. 13–18, 2014.

[2] Kementrian Pekerjaan Umum dan Perumahan Rakyat, “Penentuan Indeks Kondisi Perkerasan (IKP),” *SE Menteri PUPR*, vol. 1, no. 1, pp. i–79, 2016.

[3] M. Surahmanto, S. Aras, M. R. I. Adhim, and P. Ussalama, “Deteksi Jalan Berlubang Menggunakan Algoritma Yolov5,” *J. Digit. Bus. Inf. Technol. Deteksi*, vol. 01, no. 1, pp. 1–8, 2024, doi: 10.23971/jobit.v1i1.198.

[4] E. R. M. B. A. S. Sucipto, R. R. M. Putri, and B. D. Setiawan, “PENGEMBANGAN SISTEM DETEKSI LUBANG PADA JALAN MENGGUNAKAN ALGORITMA YOLO BERBASIS ESP32-CAM,” vol. 9, no. 4, pp. 1–12, 2025.

[5] D. I. Mulyana and I. Wahyudi, “Deteksi Kerusakan Jalan Berdasarkan Citra Digital Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” vol. 6, no. 1, pp. 294–302, 2025.

[6] F. Chasanah and D. A. Wijaya, “Evaluasi Tingkat Kerusakan Perkerasan Lentur Dengan Metode Pavement Condition Index (Pci) Untuk Menentukan Prioritas Penanganan Pada Jalan Solo-Yogyakarta Km 43,8-44,8,” *Proc. 19th Int. Symp. FSTPT*, no. October, pp. 278–287, 2016.

[7] M. Yanu F., B. Yuwono, and D. Boedi p., *Dasar Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta, 2022. [Online].

[8] S. Gabriel, V. Kenrick, and H. Irsyad, “Implementasi Deteksi Objek Pada Jalan Rusak Menggunakan Metode,” vol. 3, no. 1, pp. 1–9, 2024, doi: 10.58369/biit.v2i3.76.

[9] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*, I. Yogyakarta: ANDI OFFSET, 2010.

[10] L. Sandy and A. Putra, “The Recognition Of Semaphore Letter Code Using Haar Wavelet And Euclidean Function,” no. 1, pp. 759–763, 2018.