Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)
MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science
Journal Homepage: https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom
Vol. 6 Iss. 4 October 2026, pp: 1952-1959
ISSN(P): 2797-2313 | ISSN(E): 2775-8575

Comparative Analysis of RF-DETR and YOLO26 Methods in Detecting Pothole Road Objects

Analisis Perbandingan Metode RF-DETR dan YOLO26 dalam Mendeteksi Objek Jalan Berlubang

Fajar Hidayat[1*], Parjito[2]

[1]Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer,
Universitas Teknokrat Indonesia, Indonesia
[2]Program Studi Teknik Komputer, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer,
Universitas Teknokrat Indonesia, Indonesia

E-Mail: [1]fajar_hidayat@teknokrat.ac.id, [2]djito@teknokrat.ac.id

Received May 18th 2026; Revised Jun 25th 2026; Accepted Aug 07th 2026; Available Online Oct 30th 2026
Corresponding Author: Fajar Hidayat
Copyright © 2026 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

Road damage in the form of potholes is one of the main factors that can disrupt traffic safety and reduce infrastructure quality. Manual detection has limitations in coverage and speed, thus requiring an automated object detection solution based on artificial intelligence. This study compares two object detection methods, namely YOLO26 and RF-DETR, in detecting pothole objects. The dataset used consists of 2,771 images with bounding box annotations obtained from Roboflow Universe. The dataset is divided into 70% training data, 20% validation data, and 10% test data. In the training comparison of both models, YOLO26 outperformed RF-DETR in training time; however, RF-DETR achieved faster convergence in less than 20 epochs. Both models were evaluated using standard metrics such as Precision, Recall, F1-Score, and mean Average Precision (mAP@50 and mAP@50-95). The results show that YOLO26 achieved higher precision, with YOLO26L reaching a precision of 0.7398 and mAP@50 of 0.4846. Meanwhile, RF-DETR excelled in recall with a value of 0.8089, indicating its ability to detect more small objects, though with lower precision. Therefore, YOLO26 is more suitable for road damage detection systems that require high accuracy and computational efficiency, while RF-DETR remains relevant in contexts emphasizing broader detection coverage.

Keywords: Computer Vision, Object Detection, Pothole, RF-DETR, YOLO26

Abstrak

Kerusakan jalan berupa lubang merupakan salah satu faktor utama yang dapat mengganggu keselamatan lalu lintas dan menurunkan kualitas infrastruktur. Deteksi manual memiliki keterbatasan dalam cakupan dan kecepatan, sehingga diperlukan solusi deteksi objek otomatis berbasis kecerdasan buatan. Penelitian ini membandingkan dua metode deteksi objek, yaitu YOLO26 dan RF-DETR, dalam mendeteksi objek jalan berlubang. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 2771 dengan anotasi bounding box yang diperoleh dari *Roboflow Universe*. *Dataset* dibagi menjadi data, yaitu 70% data *train*, 20% data *valid*, dan 10% data *test*. Pada perbandingan pelatihan kedua model, YOLO26 lebih unggul dalam waktu pelatihan dibandingkan RF-DETR, namun RF-DETR lebih cepat mendapatkan konvergensi kurang dari 20 epoch. Pada kedua model dilakukan evaluasi menggunakan metrik standar seperti *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, serta *mean Average Precision* (mAP@50 dan mAP@50-95). Hasil penelitian menunjukkan bahwa YOLO26 lebih ungul menghasilkan nilai precision tinggi, dengan YOLO26L mencapai precision sebesar 0,7398 dan mAP@50 sebesar 0,4846. Sedangkan RF-DETR unggul dalam *recall* dengan nilai 0,8089, menandakan kemampuan mendeteksi lebih banyak objek kecil, namun precision lebih rendah. Dengan demikian, YOLO26 lebih sesuai diterapkan pada sistem deteksi kerusakan jalan yang membutuhkan akurasi tinggi dan efisiensi komputasi, sementara RF-DETR tetap relevan untuk konteks yang menekankan cakupan deteksi luas.

Kata Kunci: Deteksi Objek, Jalan Berlubang, RF-DETR, Visi Komputer, YOLO26.

1. PENDAHULUAN

Infrastruktur jalan merupakan salah satu komponen vital dalam menunjang aktivitas ekonomi, sosial, dan mobilitas masyarakat[1]. Dengan kondisi jalan yang baik menjadi prasyarat penting bagi transportasi darat dalam mendorong dan meningkatkan berbagai aspek, termasuk perjalanan, distribusi barang, dan jasa[2]. Namun, jika permukaan jalan berlubang dan berbahaya, hal tersebut menghambat kelancaran lalu lintas dan membahayakan pengguna jalan, terutama saat cuaca buruk[3]. Jalan berlubang terbentuk akibat kombinasi berbagai faktor, di antaranya cuaca ekstrem, beban lalu lintas yang tinggi, dan kendaraan berat, serta metode konstruksi yang buruk dan kurangnya pemeliharaan jalan yang tidak optimal[4]. Untuk meminimalkan risiko akibat jalan berlubang, deteksi dini terhadap jalan berlubang menjadi langkah krusial dalam upaya penanganan cepat sebelum kerusakan berkembang lebih lanjut. Metode konvensional dalam mendeteksi jalan berlubang, seperti inspeksi manual oleh petugas lapangan, memiliki keterbatasan dari sisi efisiensi waktu, cakupan wilayah, dan objektivitas penilaian[5]. Oleh karena itu, solusi berbasis teknologi mutakhir, khususnya kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) dan *computer vision*, semakin banyak dikembangkan dan diteliti sebagai alternatif yang lebih efisien.

Evolusi *computer vision*, terutama munculnya *Deep Learning* (DL), telah menggeser paradigma dari inspeksi manual ke deteksi otomatis[6]. Dua pendekatan utama dalam deteksi objek berbasis *deep learning* telah berkembang pesat, yaitu arsitektur berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dan arsitektur berbasis *Transformer*[7], [8]. Di sisi CNN, seri YOLO (*You Only Look Once*) telah terbukti mampu melakukan deteksi secara *real-time* dengan tingkat akurasi yang kompetitif[9]. Berbagai versi YOLO, mulai dari YOLOv9, YOLOv10, hingga YOLOv11 telah digunakan dalam penelitian untuk mendeteksi kerusakan jalan, termasuk jalan berlubang[10], [11], [12]. Pada awal 2025, YOLOv12 diperkenalkan oleh Tian, Ye, dan Doermann dengan mengintergrasikan mekanisme attention berbasis area attention dan R-ELAN (*Residual Efficient Layer Aggregation Network*) untuk agregasi fitur yang lebih baik[13]. Meskipun menawarkan tolok ukur yang kuat, namun tetap bergantung pada *Non-Maximum Suppression* (NMS) dan *Distribution Focal Loss* (DFL), yang menambah beban latensi dan menyulitkan ekspor model, khususnya untuk perangkat daya rendah . Hal tersebut menjadi motivasi Ultralytics untuk megembangkan YOLO26[14].

YOLO26 merupakan anggota terbaru YOLO yang dirilis oleh Ultralytics pada September 2025, yang dirancang untuk menghadirkan efisiensi, akurasi, dan penerapan pada perangkat edge serta perangkat berdaya rendah. Inovasi arsitektur utama YOLO26 adopsi inferensi *end-to-end* bebas *Non-Maximum Suppression* (NMS), sehingga mengurangi *bottleneck* pada perangkat keras terutama pada non-GPU dan menstabilkan latensi. Di sisi regresi, YOLO26 juga menghilangkan *Distribution Focal Loss* (DFL), menggantinya dengan formulasi yang lebih ringan dan ramah perangkat keras daya rendah[15].

Di sisi lain, arsitektur berbasis *Transformer* juga mengalami perkembangan yang signifikan dengan hadirnya model-model *DEtection TRansformer* (DETR). RT-DETR (*Real-Time DEtection TRansformer*) merupakan model yang diperkenalkan oleh Zhao membuktikan bahwa detektor *end-to-end* berbasis *Transformer* dapat mencapai performa *real-time* dengan menghilangkan *Non-Maximum Suppression* (NMS)[16]. RF-DETR (*Roboflow Detection TRansformer*) merupakan model *Transformer* terbaru yang dikembangkan oleh Roboflow pada tahun 2025. RF-DETR merupakan model deteksi objek *real-time* berbasis *Transformer* yang dibangun di atas arsitektur LW-DETR dengan backbone DINOv2, serta memanfaatkan *Neural Architecture Search* (NAS) untuk mengoptimalkan akurasi dan latensi. Sehingga membuatnya unggul terutama terlihat pada deteksi objek kecil dan menjadikannya model state-of-the-art (SOTA) untuk deteksi *real-time*[17].

Penelitian terdahulu telah membandingkan RF-DETR dan YOLOv12 dalam mendeteksi kerusakan jalan, termasuk jalan berlubang. Hasil penelitian tersebut ketika menggunakan *dataset* UDTIRI menunjukkan bahwa RF-DETR lebih unggul dalam akurasi. Sedangkan pada *dataset in-house* kedua model mengalami penurunan akurasi, namun YOLOv12 tetap menjaga performa *real-time* yang konsisten[18]. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kedua model memiliki relevansi dalam konteks pendeteksian jalan berlubang. Namun, penelitian membandingkan YOLOv26 dengan RF-DETR masih sangat terbatas, terutama dalam mendeteksi jalan berlubang. Mendeteksi jalan berlubang memiliki karakteristik tantangan tersendiri, seperti variasi ukuran lubang yang sangat beragam dan variasi kondisi pencahayaan, serta latar belakang aspal yang seringkali memiliki tekstur serupa dengan lubang itu sendiri. Oleh karena itu, kajian mengenai kinerja kedua arsitektur dalam pendeteksian jalan berlubang diperlukan, sehingga dapat menyajikan acuan praktis bagi pengembang dalam memilih model yang tepat.

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, penelitian ini akan membandingkan performa YOLO26 dan RF-DETR dalam konteks deteksi jalan berlubang. Evaluasi dilakukan berdasarkan metrik standar deteksi objek, meliputi *precision, recall, F1-score,* dan *mean Average Precision* (mAP)[19], [20]. Dengan demikian, kontribusi utama penelitian adalah menyediakan perbandingan eksperimental yang komprehensif dan terfokus antara YOLO26 dan RF-DETR khusus untuk kasus deteksi lubang jalan, yang dapat menjadi acuan praktis bagi pengembang sistem pemantauan infrastruktur jalan. Sehingga dapat mendukung upaya peningkatan keselamatan lalu lintas, serta efisiensi pemeliharaan infrastruktur yang lebih efektif dan efisien.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian eksperimen dilakukan untuk membandingkan performa dari algoritma YOLO26 dan RF-DETR dengan menggunakan *dataset* jalan berlubang yang sama, kemudian membandingkan performa keduanya secara sistematis berdasarkan standar metrik evaluasi seperti *precision, recall, F1-score,* dan *mean Average Precision* (mAP)[19].

2.1. Tahapan Penelitian

2.1.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan *dataset* gambar jalan berlubang yang akan digunakan dalam pelatihan model. *Dataset* yang digunakan merupakan *dataset* publik yang diperoleh dari *Roboflow Universe* [21]. *Dataset* ini terdiri dari 2771 gambar jalan berlubang dengan kelas *pothole* yang telah di anatosi dengan format *bounding* box, serta mencakup citra jalan dari berbagai kondisi permukaan, pencahayaan, dan sudut pengambilan gambar.

2.1.2. *Preparation* dan *Preprocessing* Data

Penelitian ini menggunakan *dataset* berjumlah 2771 gambar jalan berlubang kemudian dibagi menjadi tiga dengan rasio 70% digunakan sebagai data *train*, 20% sebagai data *valid*, dan 10% sebagai data *test*. Pembagian *dataset* ini dilakukan untuk memastikan distribusi kelas yang seimbang. Anotasi bounding box pada *dataset* dikonversi ke format yang sesuai dengan masing-masing model. Untuk YOLO26 menggunakan format YOLO (.txt), sedangkan untuk RF-DETR menggunakan format COCO JSON yang kemudian dikonversi secara otomatis oleh library model.

2.1.3. Pelatihan Model

Semua pelatihan untuk kedua model *deep learning* RF-DETR dan YOLO26 dilakukan di *Google Colab Pro* dengan komputasi yang identik untuk memastikan perbandingan yang adil. Kedua model dilatih pada GPU A100 dengan VRAM 40 GB, hal ini dilakukan untuk memastikan sumber daya komputasi yang cukup untuk melatih model deteksi objek.

Pelatihan model RF-DETR menggunakan varian *Large*, *Base*, dan *Nano* dilatih selama 50 epoch pada *dataset* jalan berlubang. Mengingat model RF-DETR menunjukkan konvergensi yang cepat pada single-class, dengan performa yang meningkat secara stabil di bawah 20 epoch[22]. Model YOLO26 dilatih menggunakan varian YOLO26X, YOLO26L, dan YOLO26N, masing-masing dilatih selama 100 epoch guna memastikan konvergensi dan generalisasi yang optimal. Untuk kedua model, dilatih menggunakan konfigurasi *batch size* 16 dan resolusi gambar distandarisasi menjadi 640x640 piksel, resolusi umum yang digunakan dalam tugas deteksi objek.

2.1.4. Evaluasi

Evaluasi performa kedua model dilakukan menggunakan serangkaian metrik standar dalam deteksi objek, yaitu *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *mean Average Precision* (mAP@50 dan mAP@50-95). Evaluasi kinerja model di hitung berdasarkan hasil *True Positives* (TP), *False Positives* (FP), dan *False Negatives* (FN)[23]. Metrik-metrik tersebut dihitung menggunakan persamaan 1-3.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{1}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{2}$$

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall} \tag{3}$$

Precision mengukur keakuratan model dalam deteksi jalan berlubang, *recall* mengukur proporsi objek yang ada dalam gambar, dan *F1-Score* menyeimbangkan kedua aspek tersebut untuk memberikan penilaian yang seimbang dari akurasi model [24], ditunjukkan pada persamaan 4-5.

$$mAP@50 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} AP_i \tag{4}$$

$$mAP@50-95 = \frac{1}{10}\sum_{t=0.50}^{0.95} \mathrm{mAP}_t \tag{5}$$

mAP@50 yang dihitung pada ambang batas Intersection over Union (IoU) tetap sebesar 0,50. Deteksi dianggap sebagai True Positive (TP) jika IoU ≥ 0,50. Pada mAP@50-95 metrik ini lebih ketat, karena mAP dihitung dengan 10 ambang batas IoU dari 0,50 hingga 0,95 dengan langkah 0,05 (0.50, 0.55, ….. 0.95)[22].

2.2. Literature Review

Beberapa penelitian terdahulu telah mengkaji penerapan arsitektur berbasis Transformer untuk deteksi objek, khususnya yang berkaitan dengan RF-DETR. RF-DETR diperkenalkan sebagai model deteksi objek real-time yang mampu melampaui detector real-time sebelumnya seperti D-FINE dan LW-DETR pada benchmark COCO dan RF100-VL[17]. Pada penelitian perbandingan RF-DETR dengan YOLOv12 dalam mendeteksi greenfruit yang kompleks, membuktikan RF-DETR dengan mekanisme deformable attention unggul dalam pemodelan, sehingga lebih efektif dalam mengidentifikasi objek yang sebagian tertutup atau bercampur dengan latar belakang[22]. Temuan ini dikonfirmasi oleh Zou et al (2025) mengembangkan model Pavement-DETR untuk deteksi kerusakan perkerasan jalan, menyimpulkan bahwa arsitektur DETR memiliki kelebihan signifikan dalam membedakan objek latar depan dan belakang, serta mendeteksi retakan halus dan lubang yang berkelompok pada permukaan jalan[25].

Sementara itu, penelitian mengenai YOLO26 sebagai generasi baru keluarga YOLO juga telah banyak dikaji sejak perilisannya. Sapkota et al (2026) dalam studi benchmarking arsitektural menjelaskan bahwa YOLO26 dirancang dengan menghilangkan Distribution Focal Loss (DFL), adopsi inferensi end-to-end bebas Non-Maximum Suppression (NMS), integrasi Progressive Loss Balancing (ProgLoss) dan Small-Target-Aware Label Assigment (STAL), serta optimizer MuSGD untuk konvergensi yang lebih stabil. Pada studi tersebut menyajikan hasil benchmark YOLO26 pada perangkat edge seperti NVIDIA Jetson Nano dan Orin, menunjukkan performa yang kompetitif dibandingkan YOLOv8, YOLOv11, YOLOv12, dan RT-DETR[14]. Penelitian oleh Fortin dan Llantos (2025) melakukan analisis performa beragam versi YOLO untuk deteksi jalan berlubang secara real-time. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa model-model YOLO konsisten dalam memberikan kecepatan inferensi yang tinggi [10]. Namun penelitian tersebut belum mencakup YOLO26 yang memiliki arsitektur yang lebih efisien dan bebas NMS. Pada penelitian Chakrabarty melakukan analisis framework bebas NMS pada YOLO26, menyimpulkan bahwa penghapusan NMS dan DFL meningkatkan kompabilitas ekspor model terutama pada perangkat daya rendah dan akeselator non-GPU[15].

Selain itu penelitian yang dilakukan Kurrey et al (2026) membandingkan RF-DETR dan YOLOv12 untuk menilai kondisi permukaan jalan menggunakan dua dataset yang berbeda. Pada dataset UDTIRI, menunjukkan bahwa RF-DETR lebih unggul dalam hal akurasi, sedangkan pada dataset In-House kedua model mengalami penuruan performa, namun YOLOv12 tetap menjaga konsistensi kecepatan inferensi real-time[18]. Namun, model YOLOv12 masih menggunakan DFL dan NMS, hal ini dapat menambah beban latensi dan menyulitkan ekspor model, khususnya untuk perangkat daya rendah. Oleh karena itu, peneliti melanjutkan perbandingan RF-DETR dengan YOLO26, versi terbaru YOLO dengan menghilangkan DFL dan bebas NMS, sehingga dapat menstabilkan latensi dan ramah perangkat keras daya rendah.

Berdasarkan kajian literatur tersebut, penelitian yang membandingkan RF-DETR dengan arsitektur YOLO dalam mendeteksi kerusakan jalan masih menggunakan YOLOv12 atau versi YOLO lebih lama sebagai pembanding, sementara belum ada penelitian yang secara spesifik mengevaluasi YOLO26 dengan inovasi menghapus DFL dan bebas NMS dalam mendeteksi objek jalan berlubang masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini berupaya mengisi kesenjangan tersebut dengan menyajikan perbandingan yang sistematis antara YOLO26 dan RF-DETR dalam mendeteksi objek jalan berlubang, serta memberikan acuan praktis terkini bagi pengembang sistem dalam memilih arsitektur yang sesuai dengan kebutuhan presisi, cakupan deteksi, maupun efisiensi komputasi pada perangkat implementasi.

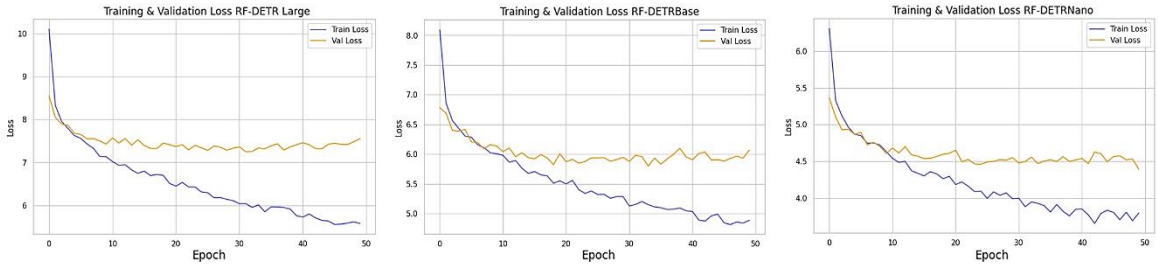
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini didasarkan pada hasil eksperimen pengujian model YOLO26 dan RF-DETR untuk mengetahui sejauh mana performa model dalam mendeteksi objek jalan berlubang. Parameter evaluasi yang digunakan berdasarkan metrik standar deteksi objek, meliputi *precision, recall, F1-score,* dan *mean Average Precision* (mAP).

3.1. Hasil Pelatihan Model

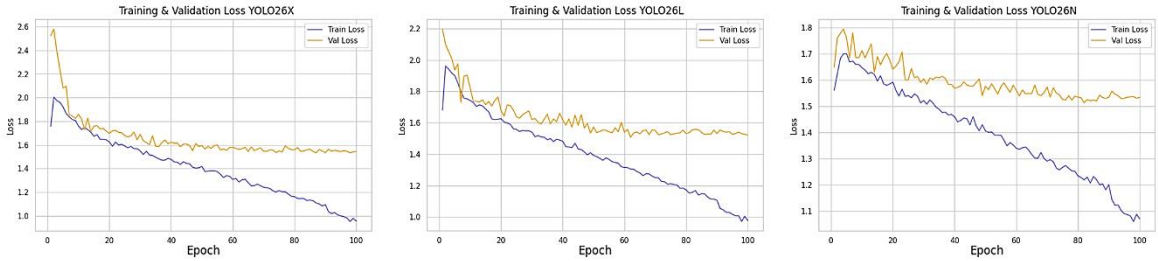
Hasil pelatihan menunjukkan perbedaan waktu yang signifikan dari kedua model serta variannya. Model YOLO26 lebih cepat, di mana varian YOLO26N menyelesaikan 100 epoch dalam waktu 33 menit 7 detik, YOLO26L (52 menit 8 detik), dan YOLO26X (66 menit 4 detik). Sebaliknya, RF-DETR membutuhkan waktu lebih lama meskipun jumlah epoch lebih sedikit. RF-DETRNano menyelesaikan 50 epoch dalam 77 menit 29 detik, RF-DETRBase (90 menit 12 detik), dan RF-DETRLarge (100 menit 11 detik).

Pada Gambar 1, hasil pelatihan tampilkan melalui grafik *train loss* dan *validation loss*. Pada RF-DETR, baik varian *Base*, *Large*, maupun *Nano* memperlihatkan penurunan *train loss* yang konsisten dari awal hingga akhir epoch. Namun *validation loss* yang menurun lebih lambat dan cenderung stabil pada epoch kurang dari 20. Pola ini menandakan RF-DETR cepat mencapai konvergensi, namun memiliki gap yang cukup besar antara *train loss* dan *validation loss* sehingga berpotensi mengalami overfitting. Hal ini disebabkan dengan variasi dan jumlah *dataset* 2771 gambar yang relatif sedikit, sehingga model cepat mengalami kejenuhan.



Gambar 1. Training & Validation Loss Model RF-DETR

Sementara itu, YOLO26 menunjukkan hasil yang lebih stabil, di mana *train loss* menurun hingga mendekati nilai rendah sekitar 1.0, sedangkan *validation loss* turun dan kemudian stabil di kisaran 50 epoch. Hal ini ditunjukkan pada gambar 2 yang menggambarkan bahwa gap *train* dan *validation loss* relatif kecil, menandakan kemampuan generalisasi yang lebih baik dibandingkan RF-DETR.



Gambar 2. Training & Validation Loss Model YOLO26

3.2. Hasil Evaluasi Performa Model

Mengevaluasi performa dilakukan dengan menggunakan data *test* yang telah disiapkan, di mana metrik utama seperti *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, mAP@50, dan mAP@50-95 dihitung berdasarkan hasil prediksi model terhadap data ground truth. Hasil perbandingan performa antar model disajikan pada Tabel 1.

Table 1. Perbandingan Performa Model

Model	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*
YOLO26X	0,7346	0,7720	0,7528
YOLO26L	0,7398	0,7797	0,7592
YOLO26N	0,6941	0,7935	0,7405
RF-DETRLarge	0,5814	0,8089	0,6765
RF-DETRBase	0,5722	0,7935	0,6649
RF-DETRNano	0,5900	0,7119	0,6453

Hasil evaluasi pada semua model, YOLO26L mencapai kinerja tertinggi dalam hal *precision* (0,7349) dan *F1-score* (0,7592), namun *recall* (0,7797) nilainya lebih rendah dari YOLO26N dan RF-DETR varian *Large* dan *Base*. Pada model YOLO26X mendapatkan nilai lebih rendah sedikit dari YOLO26L dengan nilai *precision* (0,7346), *recall* (0,7720) dan *F1-score* (*0,7528*). Sedangkan YOLO26N kinerja terendah diantara varian YOLO26 dalam hal *precision* (0,6941) dan *F1-score* (0,7405), namun *recall* (0,7935) nilainya lebih tinggi dari varian YOLO26 X, L dan RF-DETR varian *Nano*.

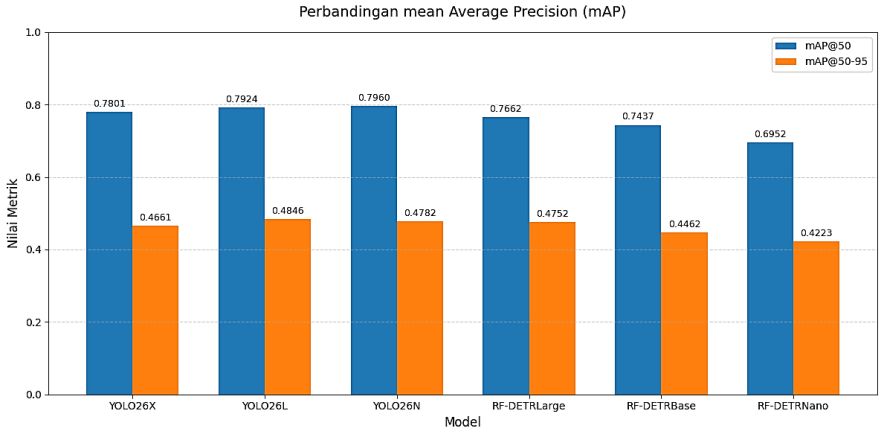
Sebaliknya, RF-DETR *Large* memiliki *recall* yang lebih tinggi yaitu 0.8089 menandakan kemampuan mendeteksi lebih banyak objek pothole, namun *precision* (0,5814) dan *F1-score* (0,6765) lebih rendah dari YOLO26. Pada model RF-DETR *Base* mendapatkan nilai *precision* (0,5722), *recall* (0,7935), dan *F1-score* (0,6649). Sedangkan model RF-DETR *Nano* mendapatkan kinerja terendah dengan *precision* (0,5900), *recall* (0,7119), dan *F1-score* (0,6453).Temuan ini menunjukkan bahwa RF-DETR unggul dalam *recall*, sehingga dapat deteksi objek kecil, tetapi memiliki keterbatasan dalam menjaga *precision*.

3.3. Perbandingan *Mean Average Precision* (mAP)

Evaluasi performa model dilanjutkan dengan membandingkan nilai *mean Average Precision* (mAP) pada dua ambang batas, yaitu mAP@50 dan mAP@50-95 yang dapat dilihat pada Gambar 3.

Hasil perbandingan *mean Average Precision* (mAP), menunjukkan bahwa model YOLO26 secara konsisten menghasilkan nilai yang lebih tinggi dibandingkan dengan RF-DETR. Varian YOLO26N mencapai nilai mAP@50 tertinggi sebesar 0.7960, diikuti oleh YOLO26L (0.7924) dan YOLO26X (0.7801). Sementara itu, RF-DETR Large memperoleh mAP@50 sebesar 0.7662, RF-DETR Base sebesar 0.7437, dan RF-DETR

Nano sebesar 0.6952. Perbedaan ini menegaskan bahwa YOLO26 lebih unggul dalam mendeteksi objek pada ambang batas IoU yang lebih longgar.



Gambar 3. Perbandingan mAP@50 dan mAP@50-95

Pada metrik mAP@50-95, YOLO26L mencatat nilai tertinggi sebesar 0.4846, diikuti oleh YOLO26N (0.4782) dan YOLO26X (0.4661). RF-DETR *Large* memperoleh nilai 0.4752, RF-DETR *Base* (0.4462), dan RF-DETR *Nano* (0.4223). Walaupun selisihnya tidak terlalu besar, YOLO26 tetap menunjukkan keunggulan dalam menjaga performa pada evaluasi yang lebih ketat.

Secara keseluruhan, hasil ini memperlihatkan bahwa YOLO26 lebih konsisten dan stabil dalam menghasilkan mAP tinggi, baik pada ambang batas IoU rendah maupun tinggi. RF-DETR, meskipun memiliki nilai *recall* yang lebih tinggi, namun cenderung tertinggal dalam hal mAP terutama pada evaluasi ketat (mAP@50-95). Temuan ini menunjukkan YOLO26 dengan *precision* yang lebih unggul dalam mendeteksi objek, sementara RF-DETR lebih kuat dalam mendeteksi sebanyak mungkin objek tetapi dengan *precision* yang lebih rendah.

3.4. Analisis Hasil Deteksi RF-DETR dan YOLO26

Hasil deteksi dari kedua model kemudian dilakukan pengujian lanjutan menggunakan gambar baru yang tidak termasuk dalam *dataset* yang diambil dari internet. Pengujian ini bertujuan untuk membandingkan kemampuan dari kedua model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya dalam mendeteksi objek jalan berlubang, serta menampilkan nilai akurasi yang disajikan pada Gambar 4 .



Gambar 4. Hasil YOLO26 dan RF-DETR Deteksi Jalan Berlubang

Pada gambar tersebut, terlihat bahwa metode YOLO26 menghasilkan bounding box dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dan konsisten di atas 0,85, sehingga deteksi lebih presisi dan stabil. Hal ini menunjukkan efektivitas YOLO26 dalam memberikan hasil yang akurat dan efisien untuk deteksi *real-time*, meskipun jumlah lubang yang terdeteksi relatif lebih sedikit. Sebaliknya, metode RF-DETR berbasis arsitektur *Transformer* mampu mendeteksi lebih banyak objek jalan berlubang. Namun, *confidence score* yang dihasilkan lebih bervariasi, mulai dari 0,53 hingga 0,92, sehingga menunjukkan tingkat ketidakpastian yang lebih tinggi dan potensi menghasilkan deteksi berlebih. Dari perbandingan visual, YOLO26 unggul dalam aspek *precision* dan kecepatan, sedangkan RF-DETR lebih kuat dalam *recall* dan sensitivitas terhadap variasi objek. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa YOLO26 lebih sesuai untuk sistem deteksi yang membutuhkan akurasi tinggi dan efisiensi komputasi, sementara RF-DETR lebih tepat digunakan pada skenario yang menekankan cakupan deteksi luas, meskipun dengan konsekuensi waktu komputasi lebih besar.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah membandingkan performa dua metode deteksi objek, yaitu YOLO26 dan RF-DETR, dalam mendeteksi objek jalan berlubang menggunakan *dataset* sebanyak 2.771 gambar yang diperoleh dari *Roboflow Universe*. Berdasarkan hasil eksperimen dengan evaluasi komprehensif meliputi *precision, F1-Score,* mAP@50, dan mAP@50-95. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa menunjukkan bahwa YOLO26 terbukti lebih unggul secara keseluruhan dalam hal *precision, F1-Score*, dan *mean Average Precision* (mAP). Varian YOLO26L mencapai *precision* tertinggi sebesar 0,7398 dan mAP@50-95 sebesar 0,4846, sementara YOLO26N mencatat mAP@50 tertinggi sebesar 0,7960. Selain itu, YOLO26 menunjukkan kemampuan generalisasi yang lebih baik dengan gap antara *train loss* dan *validation loss* yang relatif kecil, serta waktu pelatihan yang lebih efisien dibandingkan RF-DETR. Hal ini membuat YOLO26 lebih ideal untuk untuk diterapkan pada sistem pendeteksian kerusakan jalan yang memerlukan presisi tinggi serta efisiensi komputasi, terutama pada perangkat daya rendah dan terbatas. Di sisi lain, RF-DETR menunjukkan keunggulan dalam aspek *recall*, di mana RF-DETR *Large* mencapai nilai *recall* tertinggi sebesar 0,8089. Kemampuan ini mengindikasikan bahwa RF-DETR lebih sensitif dalam mendeteksi sebanyak mungkin objek jalan berlubang, termasuk objek berukuran kecil, meskipun dengan konsekuensi *precision* yang lebih rendah. RF-DETR juga menunjukkan konvergensi yang lebih cepat, yakni dalam kurang dari 20 epoch, sehingga relevan untuk digunakan dalam konteks yang menekankan cakupan deteksi yang luas dan kecepatan konvergensi model. Secara keseluruhan, pemilihan model sebaiknya disesuaikan dengan kebutuhan sistem yang akan dibangun. YOLO26 muncul sebagai solusi yang paling praktis untuk deteksi lubang jalan secara *real-time* dengan presisi tinggi pada perangkat dengan sumber daya terbatas. sedangkan RF-DETR lebih tepat digunakan pada skenario yang memprioritaskan deteksi menyeluruh terhadap objek jalan berlubang. Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan *dataset* yang lebih besar dan beragam dari berbagai kondisi jalan, cuaca, dan pencahayaan, serta melakukan pengujian langsung pada perangkat edge untuk memvalidasi performa kedua model dalam implementasi nyata.

REFERENSI

[1] F. Yudaningrum, "Identifikasi Jenis Kerusakan Jalan (Studi Kasus Ruas Jalan Kedungmundu-Meteseh)," *TEKNIKA*, vol. XII, no. 2, pp. 16–23, Oct. 2017, doi: 10.26623/teknika.v12i2.638.

[2] K. A. Sattar, M. Abdel-Nasser, S. El Ferik, and A. E. Taha, "Detecting Road Defects and Hazards in Metropolitan Environments Using Optimized Deep Learning Techniques," in *Transportation Research Procedia*, Elsevier B.V., 2025, pp. 528–533. doi: 10.1016/j.trpro.2025.03.105.

[3] S. Sa-ngiem, K. Dittakan, and S. Boonsiripant, "The road conditions detection using the convolutional neural network," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 40, no. 1, pp. 327–345, Oct. 2025, doi: 10.11591/ijeecs.v40.i1.pp327-345.

[4] M. Jakubec, E. Lieskovská, B. Bučko, and K. Zábovská, "Comparison of CNN-Based Models for Pothole Detection in Real-World Adverse Conditions: Overview and Evaluation," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 13, no. 9, May 2023, doi: 10.3390/app13095810.

[5] K. R. Ahmed, "Smart pothole detection using deep learning based on dilated convolution," *Sensors*, vol. 21, no. 24, Dec. 2021, doi: 10.3390/s21248406.

[6] M. Tokat and Z. Elmi, "Edge-Ready Pothole Detection: Accuracy–Throughput–Power Trade-offs Across CNN, Transformer, and Real-Time Detectors," Mar. 2026, doi: 10.2139/ssrn.6353877.

[7] Z. Wang, Y. Chen, Y. Gu, J. Liu, X. Zhu, and M. He, "The evolution of object detection from CNNs to transformers and multi-modal fusion," *Sci. Rep.*, vol. 16, no. 1, Dec. 2026, doi: 10.1038/s41598-026-37052-6.

[8] A. B. Amjoud and M. Amrouch, "Object Detection Using Deep Learning, CNNs and Vision Transformers: A Review," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 35479–35516, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3266093.

[9] N. Bhavana, M. M. Kodabagi, B. M. Kumar, P. Ajay, N. Muthukumaran, and A. Ahilan, "POT-YOLO: Real-Time Road Potholes Detection Using Edge Segmentation-Based Yolo V8 Network," *IEEE Sens. J.*, vol. 24, no. 15, pp. 24802–24809, May 2024, doi: 10.1109/JSEN.2024.3399008.

[10] L. V. Fortin and O. E. Llantos, "Performance Analysis of YOLO versions for Real-time Pothole Detection," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., Mar. 2025, pp. 77–84. doi: 10.1016/j.procs.2025.03.013.

[11] Y. A. Chairunisa and G. Kosala, "Performance Comparison of YOLOv9, YOLOv10, and YOLOv11 for Detecting Highway Potholes," in *2025 International Conference on Data Science and Its Applications, ICoDSA 2025*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2025, pp. 7–12. doi: 10.1109/ICoDSA67155.2025.11157220.

[12] L. V. Fortin and O. E. Llantos, "Explainable AI for Pothole Detection: Comparing YOLOv9-tiny, YOLOv10-nano, and YOLOv11-nano through LayerCAM Visualization," Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), Jan. 2026, pp. 557–561. doi: 10.1109/cyberscitech68397.2025.00081.

[13] Y. Tian, Q. Ye, and D. Doermann, "YOLOv12: Attention-Centric Real-Time Object Detectors," Feb. 2025, doi: 10.48550/arXiv.2502.12524.
[14] R. Sapkota, R. H. Cheppally, A. Sharda, and M. Karkee, "YOLO26: Key Architectural Enhancements and Performance Benchmarking for Real-Time Object Detection," Mar. 2026, doi: 10.48550/arXiv.2509.25164.
[15] S. Chakrabarty, "YOLO26: An Analysis of NMS-Free End to End Framework for Real-Time Object Detection," Mar. 2026, doi: 10.48550/arXiv.2601.12882.
[16] Y. Zhao *et al.*, "DETRs Beat YOLOs on Real-time Object Detection," in *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE Computer Society, Jun. 2024, pp. 16965–16974. doi: 10.1109/CVPR52733.2024.01605.
[17] I. Robinson, P. Robicheaux, M. Popov, D. Ramanan, and N. Peri, "RF-DETR: Neural Architecture Search for Real-Time Detection Transformers," Feb. 2026, doi: 10.48550/arXiv.2511.09554.
[18] S. P. Kurrey, M. Rai, and T. K. R. Bollu, "Intelligent Road Surface Assessment: A Comparative Deep Learning Approach using YOLOv12 and RF-DETR," in *International Conference on Communication Systems and Networks, COMSNETS*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Mar. 2026, pp. 745–750. doi: 10.1109/COMSNETS67989.2026.11418262.
[19] R. Sapkota and M. Karkee, "Ultralytics YOLO Evolution: An Overview of YOLO26, YOLO11, YOLOv8 and YOLOv5 Object Detectors for Computer Vision and Pattern Recognition," Mar. 2026, doi: 10.48550/arXiv.2510.09653.
[20] J. Xiao, J. Chen, Y. Ning, and Y. Jiang, "Object Detection in Recent Years: An Overview," in *ACM International Conference Proceeding Series*, Association for Computing Machinery, Jan. 2024, pp. 628–635. doi: 10.1145/3672758.3672862.
[21] Roboflow, "Pothole Dataset." Accessed: Apr. 18, 2026. [Online]. Available: https://universe.roboflow.com/potholes-r7qcn/pothole-jujbl/dataset/1.
[22] R. Sapkota, R. H. Cheppally, A. Sharda, and M. Karkee, "RF-DETR Object Detection vs YOLOv12 : A Study of Transformer-based and CNN-based Architectures for Single-Class and Multi-Class Greenfruit Detection in Complex Orchard Environments Under Label Ambiguity," Apr. 2025, doi: 10.48550/arXiv.2504.13099.
[23] D. Raya Ismail, R. Rahmadewi Teknik Elektro, U. Singaperbangsa Karawang HSRonggo Waluyo, K. Telukjambe Tim, K. Karawang, and J. Barat, "Sistem Deteksi Jalan Berlubang Secara Real-Time Menggunakan Yolov11: Integrasi Data Dan Lokasi Melalui Website (Studi Kasus : Daerah Karawang)," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 9, no. 3, pp. 3953–3961, Jun. 2025, doi: 10.36040/jati.v9i3.13436.
[24] J. Homepage *et al.*, "MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Implementation and Comparison of YOLO v8, v9, and v11 in Occupational Safety Regulations: Detecting Safety Helmet Usage in Construction Environments Implementasi Perbandingan YOLO v8, v9, dan v11 dalam Penerapan Tata Tertib K3: Deteksi Penggunaan Helm Keselamatan di Lingkungan Konstruksi," vol. 6, no. 2, pp. 513–523, 2026, doi: 10.57152/malcom.v6i2.2554.
[25] C. Zuo, N. Huang, C. Yuan, and Y. Li, "Pavement-DETR: A High-Precision Real-Time Detection Transformer for Pavement Defect Detection," *Sensors*, vol. 25, no. 8, Apr. 2025, doi: 10.3390/s25082426.