

PENGENALAN PLAT NOMOR KENDARAAN DENGAN YOLOv8 DAN PADDLEOCR

Esadhipa Raif Syihabuddin¹, Widia Angela², Muhammad Naufal³, Ricardus Anggi Pramunendar⁴

^{1,2,3,4}Universitas Dian Nuswantoro, Semarang

¹1112214233@dinus.ac.id, ²1112214826@dinus.ac.id

³m.naufal@dsn.dinus.ac.id, ⁴ricardus.anggi@dsn.dinus.ac.id

Abstrak

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem rekognisi plat nomor kendaraan berbasis computer vision yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi operasional dan mendukung implementasi sistem keamanan transportasi cerdas (intelligent transportation system) secara real-time. Secara khusus, studi ini mengevaluasi kinerja sistem dalam mendeteksi dan mengenali karakter plat nomor menggunakan pendekatan dua tahap: (1) tahap deteksi objek memanfaatkan model YOLOv8 untuk mengidentifikasi lokasi plat nomor, dan (2) tahap pengenalan karakter dengan PaddleOCR untuk ekstraksi teks. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem mencapai akurasi deteksi yang sangat tinggi, dengan precision 96.3% dan recall 98.7%, mengindikasikan kemampuannya beradaptasi dengan variasi kondisi lingkungan seperti perubahan pencahayaan dan sudut kamera. Namun, akurasi pengenalan karakter masih tergolong rendah (39.62%), yang diduga disebabkan oleh keterbatasan kualitas citra input atau kompleksitas dari plat nomor. Temuan ini menggarisbawahi perlunya optimasi tahap pra-pemrosesan citra (seperti noise reduction, contrast enhancement, atau perspective correction) untuk meningkatkan keterbacaan teks sebelum proses OCR. Ke depan, penelitian ini akan menguji berbagai metode pengolahan citra dan arsitektur model alternatif guna meningkatkan akurasi pengenalan serta stabilitas performa real-time, sehingga sistem dapat diintegrasikan secara efektif dalam aplikasi transportasi cerdas seperti pengawasan lalu lintas, parkir otomatis, atau penegakan hukum berbasis Artificial Intelligence.

Kata Kunci: YOLOv8, PaddleOCR, Plat Nomor, Deteksi Objek, Computer Vision

Abstract

Abstract: This study focuses on developing a computer vision-based vehicle license plate recognition system designed to enhance operational efficiency and support the implementation of real-time intelligent transportation systems. Specifically, the research evaluates the system's performance in detecting and recognizing license plate characters using a two-stage approach: (1) an object detection stage employing the YOLOv8 model to identify plate locations, and (2) a character recognition stage utilizing PaddleOCR for text extraction. Experimental results demonstrate exceptional detection accuracy, with 96.3% precision and 98.7% recall, indicating the system's robustness under varying environmental conditions such as lighting changes and camera angles. However, character recognition accuracy remains relatively low (39.62%), potentially due to input image quality limitations or license plate complexity. These findings highlight the critical need for optimized image pre-processing techniques (including noise reduction, contrast enhancement, and perspective correction) to improve text readability prior to OCR. Future research will explore various image processing methods and alternative model architectures to enhance recognition accuracy and real-time performance stability, enabling effective integration into intelligent transportation applications such as traffic monitoring, automated parking systems, and AI-based law enforcement.

Keywords: YOLOv8, PaddleOCR, License Plate, Object Detection, Computer Vision

1. Pendahuluan

Jumlah kendaraan yang ada di Indonesia setiap tahunnya terus meningkat (Sidik & Ansawarman, 2022). Tahun 2013 jumlah kendaraan yang ada di Indonesia mencapai 104.211.000 unit, atau meningkat sebanyak 11% dibandingkan dengan tahun sebelumnya (Harani

et al., 2019). Pada saat berkendara menuju suatu tempat untuk memenuhi kebutuhan hidup maka seseorang memerlukan alat transportasi untuk mobilitas. Alat untuk mobilitas sering kali dipilih berdasarkan kenyamanan berkendara, keamanan, dan ketepatan saat digunakan. Menurut Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 22 Tahun 2009 tentang Lalu Lintas dan

Angkutan Jalan pada Bab VII pasal 47, terdiri dari kendaraan bermotor dan kendaraan tidak bermotor (Nugroho, 2021).

Seluruh kendaraan, baik itu sepeda motor, mobil penumpang, bus, amupun mobil barang, wajib memiliki plat nomor sebagai identitas resmi (Ristantyo et al., 2022). Plat nomor kendaraan adalah suatu identitas dari setiap kendaraan baik mobil ataupun motor (Sugeng et al., 2020). Plat nomor pada kendaraan terdiri dari beberapa huruf dan angka, dari setiap huruf maupun angka tersebut mengandung informasi tentang identitas dan kode wilayah kendaraan (Rema, 2019), (Kharisma, 2021).

Maka dari itu metode yang cocok digunakan untuk mengambil objek dari plat nomor pada sebuah gambar dari kendaraan adalah metode *Deep Learning*, yakni *You Only Look Once* (YOLO meningkat (Sidik & Ansawarman, 2022), (Rema, 2019). Pada penelitian ini, berfokus untuk implementasi metode YOLOv8 (versi 8 dari YOLO) pada sistem pendeteksi plat nomor kendaraan, YOLOv8 memiliki kinerja yang baik dalam akurasi jika dibandingkan dengan YOLO versi lain nya (Satya et al., 2023)(Sohan et al., 2024)(Rachmawati & Widhyaestoeti, 2020). Oleh karena itu, penelitian ini lebih berfokus pada kemudahan saat implementasi dan identifikasi plat nomor kendaraan (Andrean et al., 2024).

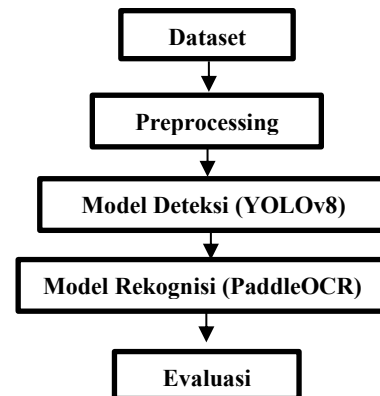
Pada sistem deteksi plat otomatis memberikan kontribusi yang sangat berguna pada pengembangan sistem deteksi plat nomor menggunakan arsitektur YOLOv8 dan OCR (Priyankara et al., 2025),(Al amin & Aprilino, 2022). Tujuan penelitian ini adalah mengoptimalkan proses deteksi plat nomor menggunakan YOLOv8 dan meningkatkan deteksi plat nomor dengan menggunakan bantuan OCR.

Optical Character Recognition (OCR) adalah proses untuk mengkonversi gambar yang berisikan teks menjadi karakter ASCII yang dapat dikenali oleh komputer (Al amin & Aprilino, 2022), (Adenekan, T. K, 2024). Keduanya sangat berkaitan satu sama lain dari metode YOLOv8 dan OCR. Harapannya dengan ini metode yang diusulkan mendapatkan hasil yang lebih baik untuk penelitian terkait pengenalan plat nomor.

2. Metode Penelitian

Penelitian menggunakan dataset publik dari Platform Roboflow yang berjudul Plat Nomor Computer Vision Project (Roboflow, n.d.). Dataset ini kemudian dilakukan tahap preprocessing agar citra masukan sesuai dengan model deteksi, setelah itu dilakukan training

menggunakan arsitektur YOLOv8 untuk mendapatkan kotak plat nomor, selanjutnya untuk rekognisi id plat digunakan metode *PaddleOCR* hasilnya dilakukan evaluasi menggunakan metrik seperti presisi, akurasi, recall, mAP.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Identifikasi Masalah

Pada langkah awal penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi permasalahan keterbatasan dalam proses identifikasi kendaraan secara otomatis, terutama pada sistem transportasi dan keamanan kendaraan. Masalah ini dasar dalam perancangan sistem yang mampu untuk mengenali plat nomor kendaraan secara otomatis berbasis citra.

2.2 Dataset dan Preprocessing

Pada tahap ini melibatkan pengumpulan dataset berupa citra yang merepresentasikan plat nomor kendaraan yang sudah terannotasi baik ground truth dan labelnya. Kendaraan mobil dan motor dengan visual tampak depan dan belakang dengan plat nomor. Pada penelitian ini data yang digunakan berjumlah 532 gambar yang terdiri dari, 426 gambar dari data train dan 106 dari data valid.

Pembagian ini dilakukan dengan perbandingan 80:20, yang biasa digunakan dalam pelatihan model. Tujuannya adalah untuk memastikan bahwa model memiliki data yang cukup untuk mengevaluasi performanya (validasi) dan cukup untuk belajar (training). Dua puluh persen data validasi digunakan untuk mengukur kemampuan model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya, dan delapan puluh persen data pelatihan dimaksudkan untuk membantu model mengenali pola-pola yang relevan dari berbagai macam citra plat nomor kendaraan. Pembagian ini juga membantu mengidentifikasi overfitting, yang terjadi ketika model terlalu menyesuaikan diri

dengan data pelatihan sehingga tidak dapat memprediksi data baru dengan baik.

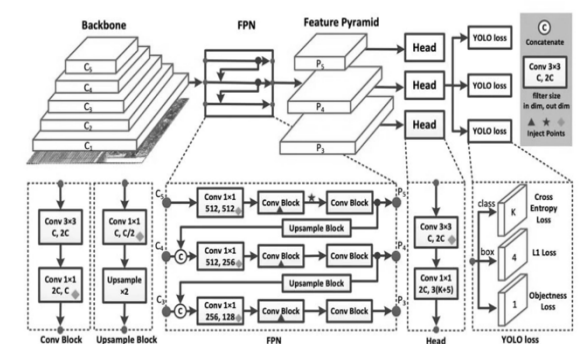


Gambar 2. Sample Dataset

Pada dataset yang di peroleh dilakukan preprocessing citra dengan melakukan resize pada dataset ke ukuran 640 x 640px. Langkah ini bertujuan agar data dapat di latih untuk meningkatkan kualitas data serta mempersiapkan data agar sesuai dengan inputan pada metode deteksi YOLOv8.

2.3 Perancangan Arsitektur Model Deteksi

Penelitian ini menggunakan arsitektur YOLOv8 untuk dasar pemodelan, model tersebut dipilih karena kemampuannya dalam mendeteksi objek dengan akurasi tinggi dan efisiensi pada komputasi yang baik. Arsitektur yang di gunakan sangat sesuai dengan tugas deteksi plat nomor kendaraan dalam berbagai kondisi pencahayaan serta sudut pandang yang berbeda. Selain itu, arsitektur *deep learning* ini diterapkan untuk pemanfaatan pada bobot pemodelan yang sudah dilatih sebelumnya, sehingga proses lebih cepat pada saat pelatihan dan membuat performa model pada dataset semakin akurat.



Gambar 3. Arsitektur YOLOv8

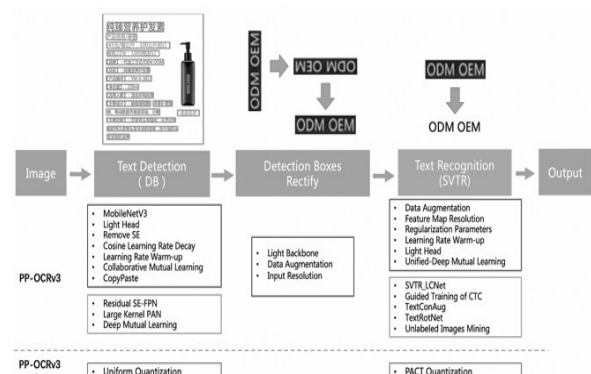
YOLOv8 Large, merupakan salah satu varian dari keluarga model YOLOv8, mengadopsi

arsitektur backbone Convolutional Neural Network (CNN) yang terdiri dari beberapa lapisan konvolusi dan blok bottleneck yang dirancang untuk efisiensi dan akurasi. Ia menggunakan struktur neck yang terdiri dari beberapa lapisan Feature Pyramid Network (FPN) untuk menggabungkan fitur dari berbagai tingkat resolusi, memungkinkan deteksi objek pada berbagai skala. Head model terdiri dari beberapa cabang prediksi untuk mengestimasi bounding box, confidence score, dan kelas objek. Secara keseluruhan, arsitektur YOLOv8 Large dirancang untuk menyeimbangkan kecepatan inferensi dengan akurasi deteksi objek, membuatnya cocok untuk berbagai aplikasi.

Untuk ukuran input adalah 640x640, epoch 20, weight yang digunakan *yolov8l-obb.pt* (versi large), nilai *learning rate* sebesar 0.01.

2.4 Model Rekognisi

Model Rekognisi untuk plat nomor yang digunakan adalah *PaddleOCR* yang merupakan toolkit Optical Character Recognition (OCR) open-source yang dikembangkan oleh PaddlePaddle (framework deep learning milik Baidu) (Du et al., 2021). Toolkit ini dirancang untuk mendeteksi dan mengenali teks dalam berbagai bahasa, termasuk tulisan pada plat nomor kendaraan, dokumen, atau teks di lingkungan alami. Keunggulan utamanya terletak pada akurasi tinggi, kecepatan pemrosesan, dan dukungan terhadap lebih dari 80 bahasa, termasuk bahasa dengan karakter kompleks seperti Mandarin (Du et al., 2020). *PaddleOCR* menyediakan model pre-trained siap pakai, seperti seri PP-OCR, yang sudah dioptimasi untuk keseimbangan antara kecepatan dan akurasi. Dengan arsitektur seperti pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Arsitektur *PaddleOCR*

Untuk tugas deteksi teks, Pada Gambar 4 dijelaskan bahwa *PaddleOCR* menggunakan arsitektur berbasis CNN seperti DB (Differentiable Binarization) dengan backbone ResNet atau MobileNet yang dimodifikasi. Tahap pengenalan teksnya mengandalkan CRNN (Convolutional Recurrent Neural Network), di mana CNN (misalnya ResNet34) berfungsi sebagai ekstraktor fitur visual, dilanjutkan dengan lapisan BiLSTM untuk pemodelan konteks urutan karakter. Pendekatan ini dilengkapi dengan decoder CTC (Connectionist Temporal Classification) untuk mengubah fitur menjadi teks akhir. Versi terbarunya, SVTR, bahkan menggantikan LSTM dengan transformer untuk menangani dependensi jarak jauh lebih efektif.

PaddleOCR banyak diaplikasikan dalam sistem real-time seperti pengenalan plat nomor, digitasi dokumen, atau analisis teks di gambar jalanan. Dalam pengujian, model PP-OCRv3 mampu mencapai akurasi di atas 95% untuk teks standar dengan latensi rendah. Untuk kasus khusus (misalnya plat nomor), kinerjanya dapat ditingkatkan melalui fine-tuning dengan dataset spesifik.

2.5 Evaluasi Model

Pada evaluasi model dilakukan menggunakan evaluasi yang umum pada deteksi objek, yaitu *precision*, *recall*, dan *Mean Average Precision (mAP)* bertujuan mengukur akurasi pada deteksi dan kemampuan untuk generalisasi model terhadap data yang diuji. Pada pendekatan ini memastikan agar model dapat mengenali plat nomor kendaraan dengan baik dalam berbagai kondisi. Berikut adalah rumusnya:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (3)$$

Pada rumus di atas, TP (True Positive) memberikan total prediksi positif yang benar, yaitu saat model berhasil mendeteksi objek yang memang ada. FP (False Positive) menggambarkan total prediksi positif yang salah, yaitu saat model mendeteksi objek yang sebenarnya tidak ada. Hal ini dapat disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk noise dalam data atau overfitting model. FN (False Negative)

menunjukkan total prediksi negatif yang salah, yaitu saat model gagal mendeteksi objek yang seharusnya terdeteksi. Kesalahan ini dapat disebabkan oleh objek yang terhalang, kualitas gambar yang buruk, atau keterbatasan model. TN (True Negative) menunjukkan total prediksi negatif yang benar, yaitu saat model dengan tepat mengklasifikasikan suatu area sebagai tidak mengandung objek yang dicari. Kemudian untuk evaluasi bounding box menggunakan persamaan 4 dan 5 berikut.

Rumus mAP sebagai berikut:

$$mAP50 = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{k=n} AP_{50}^k \quad (4)$$

$$mAP50-95 = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{k=n} AP_{50-95}^k \quad (5)$$

Dalam konteks evaluasi model deteksi objek, simbol n mengacu pada jumlah total kelas dalam dataset yang digunakan, sementara k merujuk pada indeks dari masing-masing kelas, dimulai dari 0 hingga n , dengan n sebagai kelas terakhir. Notasi AP_k menggambarkan nilai Average Precision untuk kelas ke- k , sedangkan simbol $(\sum)$ yang menjangkau dari $k = 0$ hingga n digunakan untuk menjumlahkan seluruh nilai Average Precision dari semua kelas. *Mean Average Precision (mAP)* merupakan ukuran rata-rata dari presisi pada berbagai tingkat recall, dan berperan sebagai indikator utama dalam menilai kinerja menyeluruh dari model deteksi objek yang dikembangkan.

Terdapat beragam versi dari mAP yang diterapkan, bergantung pada nilai ambang *Intersection over Union (IoU)* yang dijadikan tolok ukur. Dalam studi ini, digunakan dua jenis mAP utama, yaitu $mAP@0,5$ dan $mAP@0,5-0,95$. $mAP50$ dihitung dengan menggunakan IoU tetap sebesar 0,50, dan formulanya dapat ditemukan pada persamaan. Di sisi lain, $mAP50-95$ mencerminkan rata-rata dari mAP yang diperoleh pada berbagai IoU yang bervariasi mulai dari 0,50 hingga 0,95 dengan interval kenaikan sebesar 0,05. Nilai ini memberikan gambaran yang lebih menyeluruh terhadap ketangguhan dan presisi model dalam berbagai kondisi deteksi.

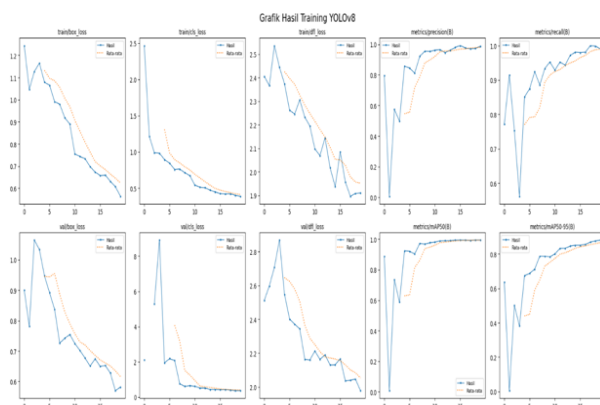
3. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Tujuan dari penelitian ini untuk membangun pendeteksi plat nomor pada kendaraan menggunakan arsitektur *deep learning*, menggunakan metode YOLO

Eksperimen ini dilakukan dengan menggunakan dataset yang sudah di siapkan.

3.1 Model Performa

Pada model YOLOv8 dapat di simpulkan hasil pada pelatihan dataset ini memberikan performa yang sangat baik ditandai dengan penurunan nilai loss yang konsisten serta peningkatan metrik evaluasi pada saat proses training. Dengan nilai mAP tinggi dan loss yang rendah, ini membuat model memiliki potensi untuk diimplementasikan untuk sistem deteksi objek pada plat nomor kendaraan. Secara rinci, nilai train/box_loss menurun dari sekitar 1.2 menjadi 0.58, train/cls_loss dari 2.5 menjadi 0.52, dan train/dfn_loss dari 2.4 menjadi 1.90. Pada data validasi, val/box_loss mengalami penurunan dari 1.1 menjadi 0.57, val/cls_loss dari 8.0 menjadi 0.48, dan val/dfn_loss dari 2.8 menjadi 2.00. Selain itu, hasil evaluasi performa model menunjukkan hasil yang sangat memuaskan, dengan nilai precision mencapai 96.3, recall sebesar 98.7, mAP@0.5 sebesar 99.4, serta mAP@0.5-0.95 sebesar 87.3. Grafik pelatihan dan validasi dapat dilihat pada grafik 5 berikut.



Gambar 5. Grafik Model

Proses pelatihan model pada Gambar 5 menunjukkan penurunan yang signifikan pada fungsi kerugian (loss function) untuk ketiga komponen: bounding box (box_loss), klasifikasi (cls_loss), dan deteksi objek (dfn_loss). Penurunan box_loss dari 1.2 menjadi 0.58 pada data training dan 1.1 menjadi 0.57 pada data validasi mengindikasikan peningkatan akurasi dalam memprediksi lokasi objek. Demikian pula, penurunan drastis cls_loss (dari 2.5 menjadi 0.52 pada data training dan 8.0 menjadi 0.48 pada data validasi) menunjukkan peningkatan

kemampuan model dalam mengklasifikasikan objek dengan tepat. Meskipun penurunan dfn_loss relatif lebih kecil (dari 2.4 menjadi 1.90 pada data training dan 2.8 menjadi 2.00 pada data validasi), hal ini tetap menunjukkan peningkatan performa model dalam mendeteksi objek. Konsistensi penurunan loss function pada data training dan validasi menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting yang signifikan.

Hasil evaluasi metrik performa model menunjukkan performa yang sangat baik, ditunjukkan oleh nilai presisi (0.963), recall (0.987), mAP@0.5 (0.994), dan mAP@0.5-0.95 (0.873). Nilai presisi dan recall yang tinggi mengindikasikan bahwa model mampu mendeteksi objek dengan akurasi yang tinggi dan minim false positive serta false negative. Nilai mAP@0.5 dan mAP@0.5-0.95 yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi objek dengan berbagai tingkat IoU (Intersection over Union), menandakan kemampuan generalisasi yang baik. Secara keseluruhan, hasil pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model telah terlatih dengan baik dan mampu mencapai performa yang sangat memuaskan dalam tugas deteksi objek. Berikut merupakan sample gambar dari hasil uji validasi model yang dikembangkan.

Tabel 1. Sample Hasil Deteksi

Gambar	Deteksi
	
	
	

Pada Tabel 1 diatas diberikan hasil deteksi yang cukup baik. Hasil berupa gambar

diberi kotak yang nantinya dilakukan cropping untuk mempermudah analisis dari rekognisi.

3.2 Hasil Rekognisi

Pada tahap ini dilakukan uji rekognisi pada plat nomor setelah melalui proses deteksi plat nomor oleh YOLOv8 dan dilakukan rekognisi melalui PaddleOCR. Dalam tabel 2 berikut menunjukkan sample hasil deteksi dan prediksi plat nomor dilengkapi dengan labelnya.

Tabel 2. Sample Hasil Rekognisi

Deteksi	Prediksi	Ground Truth
	BE 2801 AFE	BE 2801 AFE
	1499188	B 1499 NOO
	4577 KZ0725	H 4577 KZ

Hasil deteksi plat nomor kemudian di potong kemudian di prediksi. Dari sample hasil uji dapat dilihat bahwa ada beberapa kesalahan rekognisi plat. Hasil uji lengkapnya dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Hasil Uji Rekognisi

Keterangan	Nilai
Total Gambar	106
Plat terdeteksi	106 (100.00%)
Rekognisi plat	42 dari 106 (39.62%)

Tabel 3 diatas menunjukkan, sistem deteksi plat nomor yang memberikan performa sangat baik dengan tingkat akurasi 100% dalam mendeteksi dan melakukan *cropping* plat dari gambar. Rekognisi plat menunjukkan nilai sebanyak 39.62% yang sesuai. Metrik yang digunakan dalam rekognisi plat adalah akurasi dari keseluruhan plat. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun sistem deteksi sangat bisa di andalkan, performa OCR dari arsitektur PaddleOCR masih perlu ditingkatkan untuk mencapai akurasi yang lebih tinggi. Dari sample yang ada pada Tabel 2 memperlihatkan bahwa beberapa gambar hasil crop tampak buram, dan

beberapa terdeteksi pada tahun pajak kendaraanya.

4. Kesimpulan

Pada penelitian ini berhasil memberikan hasil dari pendeteksi plat nomor kendaraan berbasis metode YOLOv8. Berdasarkan pengujian yang telah di laksanakan model ini mampu mendeteksi plat nomor secara akurat dalam beberapa kondisi pencahayaan dan pengambilan sudut pada gambar yang berbeda beda.

Metode YOLOv8 dipilih karena memiliki keunggulan dalam segi kecepatan serta pada akurasi deteksi objek gambar. Pada saat proses pelatihan, dataset yang terdiri dari kumpulan gambar kendaraan dengan plat nomor digunakan guna memastikan model mampu mengenali plat nomor tersebut. Hasil dari penggunaan metode YOLOv8 memberikan hasil yang sangat memuaskan dengan skor *precision* sebesar 96.3% dan nilai *recall* sebesar 98.7%. Namun pada hasil rekognisi ekstraksi isi dari plat nomor masih sangat rendah dengan akurasi 39.62%. Perlunya peningkatan lebih lanjut untuk meningkatkan hasil rekognisi diantaranya menerapkan algoritma enhancement image processing dari hasil plat nomor untuk meningkatkan kejelasan gambar sebelum rekognisi.

5. Daftar Pustaka

- Adenekan, T. K. (2024). Advancing Text Digitization: A Comprehensive System and Method for Optical Character Recognition. December.
- Al amin, I. H., & Aprilino, A. (2022). Implementasi Algoritma Yolo Dan Tesseract Ocr Pada Sistem Deteksi Plat Nomor Otomatis. Jurnal Teknoinfo, 16(1), 54. <https://doi.org/10.33365/jti.v16i1.1522>
- Althaf Adhari Rachman, & Ivan Maurits. (2023). Sistem Deteksi Pemakaian Masker Pada Wajah Secara Real Time Menggunakan Framework Tensorflow Dan Library Opencv. Jurnal Ilmiah Teknik, 2(1), 49–59. <https://doi.org/10.56127/juit.v2i1.496>
- Andrean, M. N., Shidik, G. F., Naufal, M., F. Al, Winarno, S., Azies, H. Al, & Putra, 71

- W. E. (2024). Comparing Haar Cascade and YOLOFACE for Region of Interest Classification in Drowsiness Detection. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(1), 272. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i1.7167>
- Du, Y., Li, C., Guo, R., Cui, C., Liu, W., Zhou, J., Lu, B., Yang, Y., Liu, Q., Hu, X., Yu, D., & Ma, Y. (2021). PP-OCrv2: Bag of Tricks for Ultra Lightweight OCR System. <http://arxiv.org/abs/2109.03144>
- Du, Y., Li, C., Guo, R., Yin, X., Liu, W., Zhou, J., Bai, Y., Yu, Z., Yang, Y., Dang, Q., & Wang, H. (2020). PP-OCR: A Practical Ultra Lightweight OCR System. <http://arxiv.org/abs/2009.09941>
- Harani, N. H., Prianto, C., & Hasanah, M. (2019). Deteksi Objek Dan Pengenalan Karakter Plat Nomor Kendaraan Indonesia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Python. *Jurnal Teknik Informatika*, 11(3), 47–53. <https://ejurnal.ulbi.ac.id/index.php/informatika/article/view/658>
- Kharisma, O. B. (2021). Sistem Identifikasi Plat Nomor Kendaraan Dalam Penerapan Regulasi Pajak Berbasis Citra Digital. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 10(1), 117–127. <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v10i1.32975>
- Muthusundari, M., Velpoorani, A., Venkata Kusuma, S., L, T., & Rohini, O. k. (2024). Optical character recognition system using artificial intelligence. *LatIA*, 2, 98. <https://doi.org/10.62486/latia202498>
- Nugroho, Y. (2021). Pelanggaran Lalu Lintas Yang Dilakukan Oleh Anak Ditinjau Dari Undang-Undang Nomor 22 Tahun 2009 Tentang Lalu Lintas Dan Angkutan Jalan. In *Fenomena* (Vol. 19, Issue 2, p. 246). <https://doi.org/10.36841/fenomena.v19i2.1469>
- Priyankara, M., Gamawelagedara, B., Sattar, M. U., & Hasan, R. (2025). Mitigating Fuel Station Drive-Offs Using AI: YOLOv8 OCR and MOT History API for Detecting Fake and Altered Plates. 1–24. <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.062826>
- Rachmawati, F., & Widhyaestoeti, D. (2020). Deteksi Jumlah Kendaraan di Jalur SSA Kota Bogor Menggunakan Algoritma Deep Learning YOLO. *Prosiding LPPM UIKA Bogor*, 360–370.
- Rema, Y. O. L. (2019). Deteksi Plat Nomor Kendaraan Bermotor dengan Segmentasi Gambar. *Jurnal Saintek Lahan Kering*, 2(1), 20–23. <https://doi.org/10.32938/slk.v2i1.794>
- Ristantyo, L. P., Nugroho, H., & Pramudito, W. A. (2022). Sistem Identifikasi Tanda Nomor Kendaraan Bermotor Indonesia Berbasis Artificial Neural Network. *Kilat*, 11(2), 149–157. <http://jurnal.itpln.ac.id/kilat/article/view/1647>
- Satya, L., Septian, M. R. D., Sarjono, M. W., Cahyanti, M., & Swedia, E. R. (2023). Sistem Pendeteksi Plat Nomor Polisi Kendaraan Dengan Arsitektur YOLOv8. *Sebatik*, 27(2), 753–761. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v27i2.2374>
- Sidik, A. D., & Ansawarman, A. (2022). Prediksi Jumlah Kendaraan Bermotor Menggunakan Machine Learning. *Formosa Journal of Multidisciplinary Research*, 1(3), 559–568. <https://doi.org/10.55927/fjmr.v1i3.745>
- Sohan, M., Sai Ram, T., & Rami Reddy, C. V. (2024). A Review on YOLOv8 and Its Advancements. May, 529–545. https://doi.org/10.1007/978-981-99-7962-2_39
- Sugeng, W., Utoro, R. K., & Prabowo, M. T. (2020). Identifikasi Plat Nomor Kendaraan Dengan Metode Optical Character Recognition Menggunakan Raspberry Pi. *Jurnal Informatika*, 7(2), 116–125. <https://doi.org/10.31294/ji.v7i2.7997>
- Universitas Lampung. (n.d.). Plat Nomor Computer Vision Project. Roboflow Universe. Retrieved April 20, 2025, from <https://universe.roboflow.com/universitas-lampung/plat-nomor-jasfy>