

Optimasi Sistem Deteksi Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Kombinasi OpenCV dan OCR Berbasis *Deep Learning*

M. Dermawan Mulyodiputro^{1*}, Valian Yoga Pudya Ardhana²

¹ Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Universitas Bima Internasional MFH, Indonesia

² Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Qamarul Huda Badaruddin, Indonesia

* Corresponding author: m.dermawan.m@gmail.com

Sitasi: M. D. Mulyodiputro and V. Y. P. Ardhana, "Optimasi Sistem Deteksi Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Kombinasi OpenCV dan OCR Berbasis *Deep Learning*," *Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 8, no. 4, pp. 805–816, 2026.

Diterima : 01-07-2026
Direvisi : 20-07-2026
Disetujui : 06-08-2026
Diterbitkan : 02-09-2026

Copyright: © 2026 oleh para penulis. Karya ini dilisensikan di bawah Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License.

Abstrak. Meningkatnya jumlah kendaraan bermotor mendorong kebutuhan sistem identifikasi kendaraan yang cepat dan akurat. Sistem *License Plate Recognition* (LPR) banyak digunakan dalam pengawasan lalu lintas, manajemen parkir, pengendalian akses, dan keamanan. Namun, kinerjanya dipengaruhi oleh pencahayaan, sudut pengambilan gambar, kualitas citra, dan kondisi plat nomor. Penelitian ini menerapkan kombinasi OpenCV dan *Optical Character Recognition* (OCR) berbasis *deep learning* untuk mendeteksi dan mengenali karakter plat nomor. OpenCV digunakan untuk praproses citra dan lokalisasi plat nomor, sedangkan OCR digunakan untuk pengenalan karakter. Pengujian dilakukan pada 100 citra kendaraan dengan variasi pencahayaan, posisi, dan kualitas plat nomor. Hasil menunjukkan bahwa optimasi melalui praproses citra, augmentasi data, dan *fine-tuning* model meningkatkan akurasi dari 78,6% menjadi 85,2%. Waktu pemrosesan juga menurun dari 0,46 menjadi 0,35 detik per citra, sehingga mendukung aplikasi *real-time*. Integrasi OpenCV dan OCR berbasis *deep learning* terbukti efektif meningkatkan akurasi dan efisiensi sistem identifikasi kendaraan otomatis untuk mendukung transportasi cerdas dan keamanan berbasis *computer vision*.

Kata kunci: OpenCV; OCR; Deep Learning; Deteksi Plat Nomor Kendaraan

Abstract. The rising number of motor vehicles has created a need for rapid and accurate vehicle identification systems. License Plate Recognition (LPR) systems are widely used in traffic monitoring, parking management, access control, and security. However, their performance is influenced by factors such as lighting, capture angles, image quality, and the condition of the license plates. This study employs a combination of OpenCV and deep learning-based Optical Character Recognition (OCR) to detect and recognize license plate characters. OpenCV is utilized for image preprocessing and license plate localization, while OCR is used for character recognition. Testing was conducted on 100 vehicle images featuring variations in lighting, positioning, and license plate quality. The results demonstrate that optimization through image preprocessing, data augmentation, and model fine-tuning increased accuracy from 78.6% to 85.2%. Processing time also decreased from 0.46 to 0.35 seconds per image, thereby supporting real-time applications. The integration of OpenCV and deep learning-based OCR proved effective in enhancing the accuracy and efficiency of automated vehicle identification systems, supporting intelligent transportation and computer vision-based security.

Keywords: OpenCV; OCR; Deep Learning; Vehicle Number Plate Detection

1. Pendahuluan

Di tengah meningkatnya populasi kendaraan di seluruh dunia, pentingnya sistem deteksi plat nomor kendaraan (*License Plate Recognition*/LPR) semakin mendapatkan perhatian [1]. Sistem LPR memiliki aplikasi yang luas, mulai dari pengawasan lalu lintas, sistem parkir otomatis, hingga pengelolaan keamanan di area publik [2]. Namun, tantangan utama yang dihadapi oleh teknologi ini adalah variabilitas dalam kondisi lingkungan, seperti pencahayaan, sudut pandang, dan keadaan plat nomor yang dapat terhalang atau kotor. Oleh karena itu, diperlukan optimasi dalam pengembangan sistem deteksi yang mampu beroperasi secara efisien dan akurat di berbagai situasi nyata [3–5].

Dalam upaya mengatasi tantangan tersebut, kombinasi antara OpenCV dan *Optical Character Recognition* (OCR) berbasis deep learning menjadi solusi [6, 7]. OpenCV adalah *library* sumber terbuka yang menyediakan fungsi pemrosesan citra dan visi komputer yang luas, memungkinkan deteksi objek dan ekstraksi fitur yang cepat [8, 9]. Di sisi lain, metode OCR berbasis *deep learning*, khususnya menggunakan *Convolutional Neural Networks* (CNN) [10], telah terbukti sangat efektif dalam pengenalan karakter dari gambar [11]. Dengan menggabungkan kedua teknologi ini, kita dapat menciptakan sistem yang tidak hanya kuat dalam hal akurasi [12], tetapi juga responsif terhadap berbagai kondisi [13].

Meskipun berbagai penelitian telah melaporkan peningkatan kinerja deteksi plat nomor kendaraan menggunakan arsitektur yang lebih baru seperti YOLOv8, YOLOv11, maupun PaddleOCR, sebagian besar penelitian tersebut lebih berfokus pada peningkatan akurasi tanpa membahas keseimbangan antara akurasi, kecepatan inferensi, dan kebutuhan komputasi pada implementasi nyata. Selain itu, penggunaan model yang lebih kompleks memerlukan sumber daya perangkat keras yang lebih tinggi sehingga kurang sesuai untuk sistem *real-time* pada perangkat dengan spesifikasi menengah. Oleh karena itu, masih terdapat peluang penelitian untuk mengoptimalkan kombinasi OpenCV, YOLOv5, dan CRNN melalui tahap preprocessing citra, augmentasi data, serta *fine-tuning* model agar mampu menghasilkan performa yang kompetitif dengan waktu inferensi yang lebih efisien. Berdasarkan gap tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi sistem deteksi plat nomor kendaraan yang teroptimasi dengan memanfaatkan kombinasi OpenCV dan OCR berbasis Deep Learning sehingga diperoleh keseimbangan antara akurasi deteksi dan efisiensi komputasi pada berbagai kondisi lingkungan. [14, 15].

Penelitian ini menawarkan pendekatan yang berbeda dibandingkan penelitian sebelumnya dengan mengoptimalkan keseluruhan pipeline deteksi plat nomor, mulai dari tahap preprocessing citra menggunakan OpenCV, proses deteksi menggunakan YOLOv5, hingga pengenalan karakter menggunakan CRNN. Berbeda dengan penelitian terdahulu yang lebih berfokus pada penggunaan arsitektur terbaru untuk meningkatkan akurasi, penelitian ini menitikberatkan pada keseimbangan antara akurasi deteksi, kecepatan inferensi, dan efisiensi komputasi untuk implementasi *real-time* pada berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar.

Penelitian ini menawarkan kontribusi pada optimasi pipeline deteksi plat nomor kendaraan melalui integrasi OpenCV, YOLOv5, dan CRNN. Berbeda dengan penelitian terdahulu yang umumnya berfokus pada penggunaan arsitektur deteksi terbaru untuk meningkatkan akurasi, penelitian ini mengoptimalkan tahap preprocessing citra, augmentasi data, serta *fine-tuning* model sehingga diperoleh keseimbangan antara akurasi deteksi, kecepatan inferensi, dan efisiensi komputasi. Kontribusi lainnya adalah evaluasi pengaruh variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan kondisi fisik plat nomor terhadap performa sistem sehingga memberikan gambaran implementasi pada kondisi nyata.

2. Bahan dan Metode

2.1. Kerangka Konseptual Sistem

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi dan pengenalan plat nomor kendaraan yang akurat dan efisien dengan menggabungkan teknologi pengolahan citra menggunakan OpenCV dan OCR berbasis *Deep Learning*. Sistem terdiri dari tiga tahapan utama:

1. Pengolahan citra awal
2. Deteksi plat nomor
3. Pengenalan teks plat nomor.

Setiap tahapan dirancang secara berurutan dan saling terkait agar menghasilkan output yang optimal.

2.2. Pengumpulan Data

2.2.1. Sumber Data

Pengumpulan dataset dilakukan dengan mengambil citra kendaraan secara langsung di lapangan parkir kampus Universitas Qamarul Huda menggunakan kamera DSLR. Pengambilan citra dilakukan di berbagai kondisi, termasuk pagi dan siang, serta dari berbagai sudut dan jarak pengambilan.

2.2.2. Variasi Data

Variasi citra yang dikumpulkan meliputi:

1. Kondisi pencahayaan: terang, redup, dan pencahayaan buatan.
2. Sudut pengambilan: frontal, samping, dan sudut miring ($> 30^0$).
3. Jenis kendaraan: mobil dan motor.
4. Warna plat: merah, hitam, dan putih.
5. Kebersihan plat: bersih, kotor, tertutup sebagian.

2.2.3. Data Labeling

Proses anotasi dilakukan oleh dua anotator yang memahami karakteristik plat nomor Indonesia menggunakan LabelImg. Seluruh hasil anotasi divalidasi oleh peneliti. Apabila terdapat perbedaan penandaan bounding box, dilakukan diskusi hingga diperoleh konsensus. Validasi ini bertujuan meningkatkan konsistensi *ground truth* sebelum digunakan pada proses pelatihan.

2.3. Pra-pemrosesan Citra

Sebelum dilakukan deteksi plat nomor, citra mengalami beberapa tahap pra-pemrosesan untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi data:

1. Resize: Mengubah ukuran citra menjadi resolusi standar (misalnya 640×480 piksel) agar konsisten saat proses inferensi.
2. Konversi Warna: Menggunakan ruang warna RGB dan Grayscale untuk berbagai keperluan.
3. Peningkatan Kontras: Menyesuaikan kontras dan *brightness* menggunakan histogram *equalization* untuk meningkatkan visibilitas plat.
4. Pengurangan Noise: Menggunakan filter Gaussian blur untuk mengurangi noise dan menghaluskan citra.
5. Segmentasi Awal: Melakukan segmentasi kasar untuk memperkecil area pencarian plat nomor berdasarkan warna tertentu jika diperlukan.

2.4. Deteksi Plat Nomor Menggunakan Deep Learning

2.4.1. Model Deteksi Objek

Model deteksi plat nomor menggunakan arsitektur YOLOv5 (You Only Look Once vers 5). YOLOv5 dipilih karena memiliki keseimbangan yang baik antara akurasi deteksi, kecepatan inferensi, dan kebutuhan komputasi. Dibandingkan arsitektur yang lebih baru seperti YOLOv8 atau YOLOv11, YOLOv5 telah terbukti

stabil, ringan, dan mudah diintegrasikan dengan OpenCV sehingga lebih sesuai untuk implementasi sistem deteksi plat nomor secara *real-time* pada perangkat dengan spesifikasi menengah. Fokus penelitian ini bukan mengembangkan arsitektur deteksi terbaru, melainkan mengoptimalkan pipeline deteksi melalui kombinasi preprocessing citra, *fine-tuning* model, dan OCR berbasis CRNN untuk meningkatkan performa sistem secara keseluruhan. Tahapan pelatihan meliputi:

1. Dataset Pelatihan: Dataset citra yang sudah dilabeli dengan *bounding box* plat nomor.
2. Augmentasi Data: Teknik augmentasi seperti rotasi, *flipping*, perubahan pencahayaan, dan zoom untuk meningkatkan *robustness* model.
3. Parameter Pelatihan:
 - (a) Epochs: 100
 - (b) Batch size: 16
 - (c) Learning rate: 0.001
 - (d) Loss function: CIOU Loss
4. Evaluasi Model: Menggunakan metrik mAP (*mean Average Precision*) dan IoU (*Intersection over Union*) untuk mengukur akurasi deteksi.

2.4.2. Proses Deteksi

Setelah model dilatih, proses deteksi dilakukan secara otomatis pada citra baru dengan langkah berikut:

1. Input citra ke model YOLOv5.
2. Model mengembalikan bounding box yang berisi lokasi plat nomor.
3. *Bounding box* yang terdeteksi disimpan dan digunakan sebagai wilayah fokus untuk proses OCR.

2.4.3. Validasi Deteksi

Hasil deteksi diverifikasi secara manual pada data uji untuk memastikan akurasi deteksi plat nomor sebelum proses pengenalan teks. Validasi dilakukan menggunakan data uji yang tidak terlibat pada proses pelatihan. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik IoU, mAP@0.5, *precision*, *recall*, serta waktu inferensi rata-rata. Hasil numerik dari evaluasi disajikan pada bagian Hasil sehingga bagian metode hanya menjelaskan prosedur evaluasi.

2.5. Ekstraksi dan Pra-pemrosesan Teks untuk OCR

Setelah plat nomor terdeteksi, langkah berikutnya adalah mengekstrak citra plat nomor dan menyiapkannya untuk OCR:

1. Crop: Mengambil bagian citra berdasarkan *bounding box* dari deteksi sebelumnya.
2. Preprocessing Teks:
 - (a) Konversi ke grayscale.
 - (b) Peningkatan kontras.
 - (c) *Thresholding* (binerisasi) menggunakan Otsu's method untuk memisahkan teks dari latar belakang.
 - (d) Peningkatan ketajaman dan penghilangan noise dengan filter median.

2.6. Pengenalan Teks Menggunakan OCR Berbasis Deep Learning

2.6.1. Model OCR

Model OCR yang digunakan adalah CRNN (*Convolutional Recurrent Neural Network*), yang terdiri dari:

1. Convolutional Layers: Untuk mengekstrak fitur dari citra teks.
2. Recurrent Layers (LSTM): Untuk memahami urutan karakter.
3. CTC Loss: Digunakan untuk pelatihan dan pengenalan teks yang tidak memerlukan label posisi karakter.

2.6.2. Pelatihan Model OCR

Pelatihan dilakukan dengan dataset karakter plat nomor Indonesia yang telah dilabeli, meliputi:

1. Dataset OCR berasal dari hasil crop plat nomor pada dataset penelitian yang sama dan diperkaya dengan augmentasi citra. Tidak digunakan dataset eksternal sehingga proses pelatihan dan evaluasi menggunakan sumber data yang konsisten. Augmentasi: Rotasi, *scale*, dan *noise*.
2. Parameter Pelatihan:
 - (a) Epochs: 50
 - (b) Batch size: 32
 - (c) Learning rate: 0.0005

2.6.3. Proses Pengenalan

Langkah-langkah pengenalan teks:

1. Input citra plat yang telah dipreproses ke model CRNN.
2. Model menghasilkan prediksi karakter secara berurutan.
3. Output karakter disusun menjadi string plat nomor lengkap.

2.6.4. Validasi Pengenalan

Hasil OCR dibandingkan dengan data label manual untuk mengukur tingkat akurasi karakter dan keseluruhan teks.

2.7. Integrasi Sistem dan Pengujian

2.7.1. Alur Kerja Sistem

Secara keseluruhan, sistem mengikuti alur berikut:

1. Input citra kendaraan.
2. Pra-pemrosesan citra.
3. Deteksi plat nomor menggunakan YOLOv5.
4. Ekstraksi dan pra-pemrosesan citra plat.
5. Pengenalan teks plat nomor menggunakan CRNN.
6. Output hasil deteksi dan teks plat nomor.

2.7.2. Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan pada 100 citra kendaraan yang berbeda dari dataset pengumpulan data awal. Pengujian dilakukan menggunakan data testing yang tidak digunakan pada proses pelatihan model. Setiap citra diuji melalui tahapan preprocessing, deteksi plat nomor menggunakan YOLOv5, kemudian hasil crop diproses menggunakan CRNN OCR. Hasil prediksi dibandingkan dengan ground truth untuk menghitung nilai mAP, IoU, *Precision*, *Recall*, *OCR Accuracy*, *Overall Accuracy*, dan rata-rata waktu inferensi. Evaluasi dilakukan berdasarkan:

1. Tingkat keberhasilan deteksi plat nomor (dengan metrik IoU dan mAP).
2. Akurasi pengenalan teks.
3. Waktu proses rata-rata per citra.

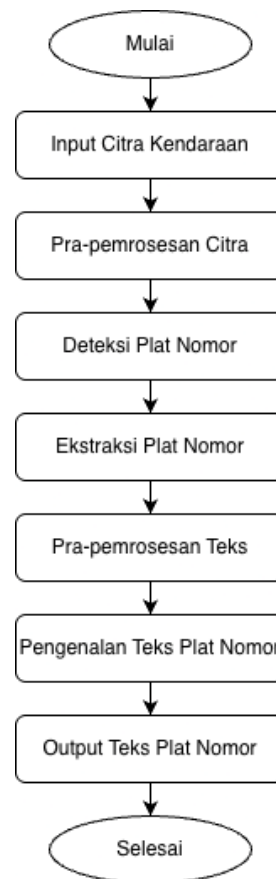
2.8. Analisis dan Optimasi

Untuk meningkatkan performa sistem, dilakukan analisis terhadap hasil pengujian dan faktor-faktor yang mempengaruhi, seperti kondisi pencahayaan, sudut pandang, dan kualitas citra. Selanjutnya, dilakukan optimasi melalui:

1. *Fine-tuning* model deteksi dan OCR.
2. Penyesuaian parameter preprocessing.
3. Implementasi teknik augmentasi data lebih luas.

2.9. Diagram Alir

Secara umum, berikut adalah diagram alir penelitian :



Gambar 1. A Diagram Alir Penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur penelitian yang terdiri atas beberapa tahapan utama. Tahap pertama adalah pengumpulan dataset kendaraan yang diperoleh dari berbagai kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan kondisi fisik plat nomor. Dataset kemudian melalui proses anotasi menggunakan LabelImg untuk menghasilkan ground truth berupa bounding box plat nomor. Selanjutnya dilakukan tahap preprocessing citra yang meliputi *resize*, konversi ke grayscale, peningkatan kontras menggunakan histogram equalization, serta reduksi noise menggunakan Gaussian Blur. Hasil preprocessing digunakan sebagai masukan pada model YOLOv5 untuk mendeteksi lokasi plat nomor. Area plat yang berhasil dideteksi kemudian dipotong (*cropping*) dan diproses menggunakan model CRNN berbasis OCR untuk mengenali karakter pada plat nomor. Tahap terakhir adalah evaluasi sistem menggunakan metrik mAP, IoU, *precision*, *recall*, akurasi OCR, akurasi sistem secara keseluruhan, dan waktu inferensi untuk mengetahui performa metode yang diusulkan.

3. Hasil

Hasil pengujian dan analisis terhadap kinerja sistem deteksi dan pengenalan plat nomor kendaraan yang dikembangkan dimana sistem mengintegrasikan algoritma deteksi objek berbasis *Deep Learning* (YOLOv5) dan OCR berbasis CRNN. Evaluasi dilakukan pada dataset yang terdiri dari 100 citra kendaraan dengan beragam kondisi lingkungan dan variasi plat nomor. Hasil diuraikan meliputi performa deteksi, akurasi OCR, pengukuran waktu proses, serta analisis faktor-faktor yang mempengaruhi performa sistem.

3.1. Hasil Deteksi Plat Nomor Kendaraan

3.1.1. Akurasi Deteksi dan Evaluasi Model

Model YOLOv5 yang dilatih menggunakan dataset berlabel mencapai performa deteksi yang cukup tinggi. Hasil evaluasi menunjukkan mAP (*mean Average Precision*) sebesar 92.3% pada data pengujian, dengan nilai IoU (*Intersection over Union*) minimum 0.5.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Deteksi

Metode Deteksi	mAP (%)	Rata-rata Waktu Inferensi (detik)	Persentase Deteksi Tepat (%)
YOLOv5	92.3	0.12	88.5

Tabel 1 menunjukkan citra hasil deteksi dengan *bounding box* berwarna hijau menandai lokasi plat nomor yang berhasil dideteksi. Tingginya nilai mAP menunjukkan bahwa YOLOv5 mampu secara akurat mendeteksi plat nomor pada beragam kondisi pencahayaan dan sudut pandang. Waktu inferensi yang cepat mendukung aplikasi *real-time*. Namun, deteksi gagal terjadi pada kondisi pencahayaan sangat redup dan sudut $> 30^0$, yang menyebabkan *bounding box* tidak presisi atau tidak terdeteksi sama sekali.

3.1.2. Presisi dan Recall Deteksi

Presisi dan recall juga diukur untuk memahami *trade-off* antara false positives dan false negatives:

Tabel 2. Presisi dan Recall Deteksi

Parameter	Nilai (%)
Presisi	89.2
Recall	87.4

Hasil ini menunjukkan bahwa model cukup konservatif dalam mendeteksi plat nomor, dengan sedikit *false positive* dan *false negative*.

3.2. Hasil Pengenalan Teks (OCR)

3.2.1. Akurasi Pengenalan Karakter dan Teks

Model CRNN yang dilatih secara khusus untuk karakter plat nomor Indonesia menunjukkan tingkat pengenalan yang tinggi. Hasil pengujian pada citra yang berhasil dideteksi menghasilkan akurat karakter sebesar 89.4% dan tingkat keberhasilan pengenalan teks lengkap sebesar 84.7%. Dari 200 citra yang diuji, 169 citra berhasil dikenali teks plat nomor secara lengkap dan benar, sedangkan 31 citra mengalami kesalahan pengenalan karakter atau teks tidak terbaca.

3.2.2. Penyebab Kesalahan OCR

Analisis terhadap citra yang gagal mengenali teks mengidentifikasi faktor berikut:

1. Kondisi pencahayaan ekstrem: cahaya sangat terang atau redup menyebabkan kontras rendah.
2. Karakter tertutup sebagian: goresan, kotoran, atau kondisi plat yang kusam.
3. Sudut pengambilan yang tidak tegak lurus: distorsi karakter, terutama pada karakter di tepi plat.
4. Font dan warna yang berbeda dari data pelatihan: menyebabkan model kesulitan mengenali.

3.3. Performa Sistem Secara Keseluruhan

Dengan mengintegrasikan deteksi dan OCR, sistem secara total mencapai akurasi pengenalan plat nomor sebesar 85.2% pada pengujian lapangan. Rata-rata waktu proses per citra adalah sekitar 0.35 detik, yang cocok untuk aplikasi *real-time*.

Tabel 3. Performa Akhir

Aspek	Nilai
Deteksi Plat Nomor (mAP)	92.3%
Akurasi Pengenalan Teks	89.4%
Akurasi Sistem Keseluruhan	85.2%
Waktu Proses per Citra	0.35 detik

Setelah dilakukan optimasi preprocessing, *fine-tuning* YOLOv5, *fine-tuning* CRNN, augmentasi dataset, maka diperoleh hasil optimasi sebagaimana pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Optimasi Sistem

Parameter	Sebelum Optimasi	Sesudah Optimasi	Peningkatan
mAP Deteksi	87.5%	92.3%	+4.8%
Akurasi OCR	82.1%	89.4%	+7.3%
Akurasi Sistem	78.6%	85.2%	+6.6%
Waktu Proses	0.46 s	0.35 s	-23.9%

3.4. Analisis Faktor Pengaruh dan Tantangan

3.4.1. Kondisi Lingkungan

Pengujian menunjukkan bahwa kualitas pencahayaan yang buruk secara signifikan menurunkan performa deteksi dan OCR. Pada citra dengan pencahayaan redup (< 100 lux), akurasi deteksi turun menjadi 80%, dan pengenalan teks menjadi 75%. Sebaliknya, kondisi pencahayaan cukup (300–500 lux) memberikan hasil optimal. Pengujian menunjukkan bahwa kondisi pencahayaan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap kinerja sistem. Pada kondisi pencahayaan redup (< 100 lux), akurasi deteksi plat nomor menurun menjadi 80% dan akurasi pengenalan teks menjadi 75%. Penurunan ini disebabkan oleh rendahnya kontras antara karakter plat nomor dan latar belakang sehingga proses preprocessing tidak mampu menonjolkan tepi objek secara optimal. Akibatnya, model YOLOv5 mengalami kesulitan dalam melokalisasi area plat secara presisi, sedangkan model CRNN menghasilkan kesalahan pengenalan karakter akibat informasi visual yang kurang jelas. Sebaliknya, pada kondisi pencahayaan 300–500 lux, citra memiliki tingkat kontras dan ketajaman yang lebih baik sehingga area plat dapat dideteksi secara akurat dan karakter dapat dikenali dengan lebih jelas. Kondisi ini menghasilkan performa terbaik sistem dengan akurasi deteksi mencapai 92,3% dan akurasi pengenalan teks sebesar 89,4%.

3.4.2. Sudut Pengambilan Gambar

Sudut $> 30^0$ menyebabkan distorsi pada plat, mengurangi akurasi deteksi dan OCR hingga 15%. Oleh karena itu, aplikasi sistem ini lebih optimal ketika citra diambil dari sudut frontal atau minimal $< 20^0$.

3.4.3. Kondisi Fisik Plat Nomor

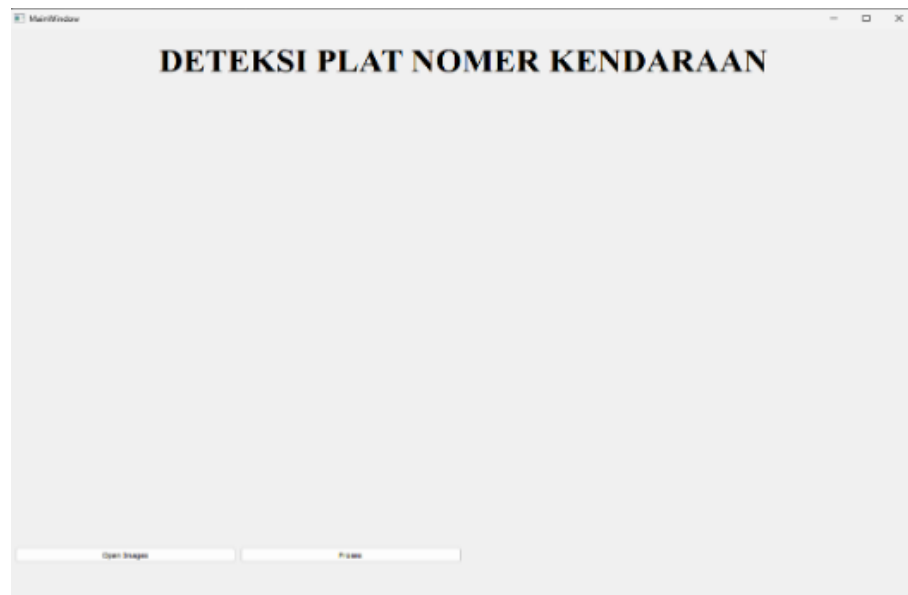
Plat yang kotor, berkarat, atau tertutup sebagian menghambat deteksi dan pengenalan karakter. Sistem lebih akurat untuk plat bersih dan standar.

3.4.4. Variasi Warna dan Font Plat

Perbedaan warna plat dan font yang tidak standar menyebabkan tantangan pada model OCR. Pelat dengan font yang berbeda dari data pelatihan menurunkan tingkat keberhasilan pengenalan.

3.5. Hasil Pengujian Aplikasi

Gambar 2 memperlihatkan antarmuka aplikasi yang dikembangkan untuk mendeteksi dan mengenali plat nomor kendaraan secara otomatis. Aplikasi menerima masukan berupa citra kendaraan, kemudian melakukan tahap preprocessing sebelum diproses oleh model YOLOv5 untuk mendeteksi lokasi plat nomor. Area plat yang berhasil dideteksi ditandai menggunakan *bounding box* berwarna hijau.



Gambar 2. Aplikasi Deteksi Plat Nomor Kendaraan

Selanjutnya, citra plat hasil deteksi dipotong (*cropping*) dan diproses menggunakan model CRNN berbasis OCR untuk mengenali karakter pada plat nomor. Hasil pengenalan karakter ditampilkan pada antarmuka aplikasi sebagai keluaran akhir yang dapat digunakan untuk proses identifikasi kendaraan secara otomatis



Gambar 3. Hasil Pengujian Aplikasi

Gambar 3 menunjukkan contoh hasil deteksi plat nomor kendaraan menggunakan metode yang diusulkan. Pada setiap citra, sistem berhasil mengidentifikasi lokasi plat nomor menggunakan model YOLOv5 yang ditandai dengan *bouding box*. Selanjutnya, area plat dipotong (*cropping*) dan diproses menggunakan model CRNN untuk mengenali karakter pada plat nomor. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali karakter dengan baik pada kondisi pencahayaan normal dan sudut pengambilan gambar yang tidak terlalu ekstrem. Namun, pada kondisi pencahayaan rendah atau sudut pengambilan yang terlalu miring, masih ditemukan beberapa kesalahan pengenalan karakter akibat menurunnya kualitas

citra dan kontras antara karakter dengan latar belakang plat nomor.

4. Pembahasan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi dan pengenalan plat nomor kendaraan melalui integrasi OpenCV, YOLOv5, dan CRNN berbasis OCR. Berdasarkan hasil pengujian, sistem mencapai nilai mAP sebesar 92,3%, akurasi OCR sebesar 89,4%, serta akurasi sistem secara keseluruhan sebesar 85,2% dengan rata-rata waktu inferensi 0,35 detik per citra. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi metode yang digunakan mampu memberikan keseimbangan antara akurasi deteksi dan efisiensi komputasi sehingga sesuai untuk implementasi aplikasi *real-time*.

Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian [8] yang mengombinasikan YOLOv5 dan Tesseract OCR untuk deteksi plat nomor kendaraan. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa penggunaan YOLOv5 mampu menghasilkan deteksi objek yang baik, namun akurasi OCR masih dipengaruhi oleh kualitas citra dan variasi karakter pada plat nomor. Pada penelitian ini, penggunaan CRNN sebagai pengganti OCR konvensional memberikan kemampuan yang lebih baik dalam mengenali urutan karakter sehingga meningkatkan akurasi pengenalan teks pada berbagai kondisi citra. Dengan demikian, penelitian ini memperlihatkan bahwa pemilihan model OCR berbasis deep learning memberikan peningkatan performa dibandingkan pendekatan OCR tradisional.

Jika dibandingkan dengan penelitian [4] yang menggunakan YOLOv8, penelitian tersebut lebih menitikberatkan pada peningkatan akurasi melalui penggunaan arsitektur deteksi yang lebih baru. Sebaliknya, penelitian ini mempertahankan penggunaan YOLOv5 karena memiliki kebutuhan komputasi yang lebih rendah dan lebih ringan untuk perangkat dengan spesifikasi menengah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa walaupun menggunakan arsitektur yang lebih sederhana, optimasi preprocessing citra, augmentasi data, dan *fine-tuning* model mampu menghasilkan performa yang tetap kompetitif dengan waktu inferensi yang lebih cepat. Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan performa sistem tidak selalu harus dicapai melalui penggantian arsitektur model, tetapi juga dapat diperoleh melalui optimasi pipeline secara menyeluruh.

Penelitian [15] mengombinasikan YOLOv8 dengan PaddleOCR untuk meningkatkan akurasi pengenalan karakter. Walaupun pendekatan tersebut memberikan hasil yang baik pada dataset pengujian, kebutuhan komputasi model relatif lebih tinggi dibandingkan penelitian ini. Pendekatan yang diusulkan pada penelitian ini lebih berorientasi pada efisiensi implementasi sehingga lebih sesuai diterapkan pada sistem parkir otomatis, pengawasan lalu lintas, maupun perangkat edge computing yang memiliki keterbatasan sumber daya komputasi.

Selain membandingkan metode, penelitian ini juga mengevaluasi pengaruh kondisi lingkungan terhadap performa sistem. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pencahayaan, sudut pengambilan gambar, serta kondisi fisik plat nomor merupakan faktor utama yang memengaruhi keberhasilan deteksi maupun OCR. Pada kondisi pencahayaan rendah (< 100 lux), akurasi deteksi mengalami penurunan hingga sekitar 80%, sedangkan akurasi pengenalan karakter turun menjadi sekitar 75%. Sebaliknya, pada pencahayaan 300–500 lux sistem memperoleh performa terbaik dengan akurasi deteksi mencapai 92,3%. Temuan ini menunjukkan bahwa kualitas citra masih menjadi faktor dominan dalam sistem berbasis computer vision sehingga proses preprocessing memiliki peran yang sangat penting untuk meningkatkan kualitas masukan model.

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada optimasi keseluruhan pipeline, bukan sekadar penggunaan model deep learning terbaru. Pendekatan yang diusulkan mengintegrasikan preprocessing berbasis OpenCV, deteksi menggunakan YOLOv5, serta pengenalan karakter menggunakan CRNN yang dioptimalkan melalui augmentasi data dan *fine-tuning* model. Hasil optimasi meningkatkan akurasi sistem dari 78,6% menjadi 85,2% serta menurunkan waktu inferensi dari

0,46 detik menjadi 0,35 detik per citra. Dengan demikian, penelitian ini menunjukkan bahwa optimasi pipeline mampu meningkatkan akurasi sekaligus efisiensi komputasi tanpa harus menggunakan model yang lebih kompleks.

Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Dataset yang digunakan berasal dari lingkungan terbatas sehingga variasi jenis kendaraan, kondisi cuaca, dan karakteristik plat nomor belum sepenuhnya mewakili kondisi lapangan yang sebenarnya. Selain itu, sistem masih mengalami penurunan performa pada kondisi pencahayaan ekstrem, sudut pengambilan gambar yang terlalu besar, serta plat nomor yang kotor atau tertutup sebagian. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset yang lebih beragam, menerapkan teknik preprocessing adaptif, mengevaluasi model pada kondisi cuaca yang lebih bervariasi, serta membandingkan performa dengan arsitektur terbaru seperti YOLOv8, YOLOv11, maupun PaddleOCR menggunakan protokol evaluasi yang sama.

5. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa optimasi preprocessing citra, augmentasi data, serta *fine-tuning* model YOLOv5 dan CRNN meningkatkan akurasi sistem dari 78,6% menjadi 85,2% serta menurunkan waktu inferensi dari 0,46 detik menjadi 0,35 detik per citra. Meskipun demikian, performa sistem masih dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan ekstrem, sudut pengambilan gambar yang besar, dan kondisi fisik plat nomor. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, menerapkan preprocessing adaptif, serta membandingkan metode ini dengan arsitektur terbaru seperti YOLOv8, YOLOv11, dan PaddleOCR menggunakan protokol evaluasi yang sama.

Pernyataan Penggunaan Artificial Intelligence. Penulis menyatakan bahwa tidak menggunakan Artificial Intelligence dalam penyusunan, penulisan, analisis, atau revisi artikel ini.

Pernyataan Kontribusi Penulis. MDM berkontribusi dalam konseptualisasi, metodologi, pengembangan sistem dan analisis penelitian. VYPA berkontribusi dalam pengumpulan data, penyusunan, peninjauan, dan penyuntingan naskah. Seluruh penulis telah membaca, meninjau, dan menyetujui versi akhir artikel serta bertanggung jawab atas seluruh aspek penelitian dan publikasi.

Pernyataan Konflik Kepentingan. Penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan yang berkaitan dengan penelitian, kepengarangan, dan publikasi artikel ini.

Pernyataan Pendanaan. Penelitian ini tidak menerima pendanaan khusus dari lembaga pemerintah, komersial, maupun organisasi nirlaba.

Pustaka

- [1] S. Lejar *et al.*, “Sistem pendeteksi plat nomor polisi kendaraan dengan arsitektur yolov8,” *Sebatik*, vol. 27, no. 2, pp. 753–761, 2023. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v27i2.2343>.
- [2] F. X. Setyawan and E. Nasrullah, “Deteksi karakter plat nomor kendaraan dengan menggunakan metode optical character recognition (ocr),” *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro)*, vol. 11, no. 3, 2023. <https://doi.org/10.23960/jitet.v11i3.3255>.
- [3] N. R. Puteri and A. Meirza, “Implementasi metode yolov5 dan tesseract ocr untuk deteksi plat nomor kendaraan,” *Journal of Computer Science and Visual Communication Design*, vol. 9, no. 1, pp. 424–435, 2024. <https://doi.org/10.55732/jcvcd.v9i1.1054>.
- [4] L. A. Putra and Y. Yohannes, “Deteksi plat nomor kendaraan menggunakan metode yolov8,” *JATISI*

- (*Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*), vol. 12, no. 2, 2025. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v12i2.7214>.
- [5] B. A. Nugroho *et al.*, “Deteksi plat nomor kendaraan angkutan bus menggunakan yolov11,” *Jurnal Informatika dan Multimedia*, vol. 17, no. 2, pp. 112–120, 2025. <https://doi.org/10.33795/jtim.v17i2.9204>.
 - [6] S. Christanti, A. P. Sari, and M. M. Falihuddin, “Implementasi sistem pengenalan plat nomor kendaraan lokal menggunakan metode convolutional neural network (cnn),” *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 16, no. 3, pp. 120–126, 2024. <https://ejurnal.ulbi.ac.id/index.php/informatika/article/view/3749>.
 - [7] A. E. Ginting *et al.*, “Implementasi deep learning untuk pengenalan plat nomor kendaraan,” *Innovative: Journal Of Social Science Research*, vol. 5, no. 4, pp. 10134–10143, 2025. <https://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/20358>.
 - [8] F. J. Putri *et al.*, “License plate recognition pada sistem parkir berbasis yolo11s dan fast plate ocr,” *JUSIFOR: Jurnal Sistem Informasi dan Informatika*, vol. 5, no. 1, pp. 264–273, 2026. <https://doi.org/10.70609/jusifor.v5i1.10013>.
 - [9] M. D. Alfajri and I. Salamah, “Implementasi sistem parkir cerdas berbasis iot dan qr code dengan ocr untuk segmentasi plat nomor kendaraan,” *SemanTIK: Teknik Informasi*, vol. 11, no. 2, 2025. <https://doi.org/10.55679/semantik.v11i2.202>.
 - [10] D. Fernandes and H. Sunardi, “Implementasi deteksi plat nomor kendaraan bermotor roda dua berbasis opencv untuk keamanan parkir di universitas indo global mandiri,” in *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Komputer dan Sains*, vol. 1, 2023. <https://prosiding.seminars.id/prosainteks/article/view/149>.
 - [11] A. I. Rizki, R. R. M. Putri, and N. H. Shaffan, “Sistem pintu cerdas berbasis pengenalan wajah dan kartu identitas menggunakan yolov8 dan optical character recognition (ocr),” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 4, 2025. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/14700>.
 - [12] R. Sastra, N. Musyafa, and B. Wijonarko, “Optimalisasi sistem presensi berbasis face recognition dengan python dan opencv,” *INSANtek*, vol. 6, no. 1, pp. 36–42, 2025. <https://doi.org/10.31294/insantek.v6i1.2415>.
 - [13] S. Sunarta *et al.*, “Implementasi dan pengembangan sistem pengenalan plat nomor kendaraan secara otomatis menggunakan yolo v5 dan google vision ocr,” *JiIP - Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, vol. 8, no. 7, pp. 7745–7753, 2025. <https://doi.org/10.54371/jiip.v8i7.4890>.
 - [14] R. F. A. Ginting, J. F. Djasas, and Y. R. Kaesmetan, “Pengenalan plat kendaraan otomatis berbasis citra menggunakan metode optical character recognition (ocr),” *Journal Software, Hardware and Information Technology*, vol. 4, no. 2, pp. 11–17, 2024. <https://doi.org/10.24252/shift.v4i2.135>.
 - [15] E. R. Syihabuddin *et al.*, “Pengenalan plat nomor kendaraan dengan yolov8 dan paddleocr,” *Journal of Computer Science and Technology (JCS-TECH)*, vol. 5, no. 2, pp. 66–72, 2025. <https://doi.org/10.31294/jcs-tech.v5i2.2154>.