



## Analisis Akurasi Pembacaan Karakter Plat Nomor Kendaraan Indonesia Menggunakan YOLOv8 dan EASYOCR

**Afifah Dwi Ramadhani<sup>1\*</sup>, Adhe Farchan Amami<sup>2</sup>, Ahmed Nazriel Lesmono<sup>3</sup>, Aji Sapta Pramulen<sup>4</sup>,  
Faridatun Nadziroh<sup>5</sup>, Alon Jala Tirta Segara<sup>6</sup>**

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknologi Rekayasa Internet, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

<sup>4</sup>Program Studi Multimedia Broadcasting, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

<sup>5</sup>Program Studi Teknik Telekomunikasi, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

<sup>6</sup>Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak, Universitas Telkom Surabaya, Surabaya, Indonesia

<sup>1,2,3,4,5</sup>Jl.Raya ITS, Keputih, Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur, Indonesia

<sup>6</sup>Jl. Ketintang No.156, Ketintang, Gayungan, Surabaya, Jawa Timur Jawa Timur, Indonesia

E-Mail \*: [afifah@pens.ac.id](mailto:afifah@pens.ac.id)

### ABSTRACT

*Parking management in densely populated urban areas faces significant challenges, particularly related to users' difficulty in locating their parked vehicles and the lack of real-time information on parking space availability. This study proposes a CCTV-based Smart Parking Management system that detects and identifies vehicles through real-time license plate recognition. The system utilizes the YOLOv8 algorithm for license plate detection, while EasyOCR is employed for character recognition. The entire process is optimized using OpenVINO to ensure efficient execution on edge devices. The dataset used consists of 1,347 images of Indonesian vehicle license plates with variations in lighting conditions, distances, and viewing angles. This study compares two model variants, YOLOv8n and YOLOv8x, to analyze detection accuracy. Experimental results show that YOLOv8x achieves higher detection accuracy (mAP@0.5 of 0.951), while YOLOv8n produces more stable OCR results due to generating wider bounding boxes. These findings indicate that higher detection accuracy does not necessarily lead to better character recognition performance. The main contribution of this study is an end-to-end analysis of the relationship between detection quality and OCR accuracy in real-world conditions, highlighting the importance of balancing detection precision and character recognition robustness in smart parking systems.*

**Keywords:** Smart Parking, YOLOv8, EasyOCR, License Plate Number Detection

### ABSTRAK

Manajemen parkir di kawasan perkotaan yang padat menghadapi tantangan besar, terutama terkait kesulitan pengguna dalam menemukan kembali posisi kendaraan dan kurangnya informasi ketersediaan lahan secara real-time. Penelitian ini mengusulkan sistem *Smart Parking Management* berbasis kamera CCTV yang mendeteksi dan mengidentifikasi kendaraan melalui pembacaan plat nomor secara *real time*. Sistem memanfaatkan algoritma YOLOv8 sebagai detektor plat nomor, sementara EasyOCR digunakan untuk membaca karakter plat. Seluruh proses dioptimalkan menggunakan OpenVINO agar mampu berjalan efisien pada perangkat edge. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.347 citra plat nomor kendaraan Indonesia dengan variasi kondisi pencahayaan, jarak, dan sudut pengambilan gambar. Penelitian membandingkan dua varian model, yaitu YOLOv8n dan YOLOv8x untuk menganalisa akurasi deteksi. Hasil uji menunjukkan bahwa YOLOv8x memiliki akurasi deteksi lebih tinggi (mAP@0.5 sebesar 0,951), sedangkan YOLOv8n menghasilkan pembacaan OCR yang lebih stabil karena menghasilkan bounding box yang lebih luas. Temuan ini menunjukkan bahwa akurasi deteksi yang tinggi tidak selalu menghasilkan performa pembacaan karakter yang lebih baik. Kontribusi utama penelitian ini adalah analisis end-to-end hubungan antara kualitas deteksi dan akurasi OCR dalam kondisi nyata, serta menunjukkan pentingnya keseimbangan antara presisi deteksi dan ketahanan pengenalan karakter dalam sistem smart parking.

**Kata Kunci:** Smart Parking, YOLOv8, EasyOCR, Deteksi Plat Nomor

Naskah diterima 18 Desember 2025; Revisi 21 April 2026; Diterima 28 Juli 2026. Tanggal Publikasi 17 September 2026

Jurnal teknika berada pada lisensi *Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License*

DOI: 10.30736/jt.v18i2.1604\_Hal 147-154



## 1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan jumlah kendaraan di wilayah perkotaan yang semakin pesat telah menciptakan tantangan signifikan dalam manajemen transportasi, khususnya terkait ketersediaan dan pengelolaan lahan parkir (Aldin & Daeli, 2024). Di area publik yang luas seperti pusat perbelanjaan, gedung perkantoran, dan bandara, pencarian tempat parkir sering kali menjadi proses yang memakan waktu. Masalah ini tidak berhenti pada saat memarkirkan kendaraan; tantangan lain yang krusial adalah kesulitan pengguna dalam menemukan kembali lokasi kendaraan mereka. Kurangnya penanda lokasi yang jelas serta keterbatasan ingatan manusia sering kali memaksa pengemudi menghabiskan waktu lama hanya untuk mencari posisi mobil, yang pada akhirnya menurunkan efisiensi dan kenyamanan pengguna fasilitas (Bangkit & Agus Setiawan, 2019).

Berbagai solusi Smart Parking telah dikembangkan untuk mengatasi permasalahan ini. Pendekatan konvensional umumnya mengandalkan sensor IoT (*Internet of Things*), seperti sensor ultrasonik atau inframerah yang dipasang pada setiap slot parkir untuk mendeteksi keberadaan kendaraan secara real-time. Meskipun efektif, metode ini memiliki kelemahan utama dari sisi biaya infrastruktur dan pemeliharaan yang tinggi karena banyaknya sensor yang harus dipasang (Aldin & Daeli, 2024; Auliya dkk., 2023). Alternatif lain yang lebih sederhana adalah penggunaan kode QR yang ditempel pada kendaraan untuk pelacakan lokasi berbasis smartphone. Namun, metode ini dinilai kurang efisien karena menuntut intervensi manual dari pengguna dan tidak berjalan secara otomatis (Bangkit & Agus Setiawan, 2019).

Seiring dengan kemajuan teknologi *Computer Vision* penggunaan kamera pengawas (CCTV) yang mampu memantau area luas sekaligus, menggantikan kebutuhan banyak sensor fisik (Fahim dkk., 2021; Saputra, 2023; Abdulsahab dkk., 2024). Penelitian (Auliya dkk., 2023) menggabungkan perangkat IoT dengan CCTV untuk validasi apakah slot parkir masih tersedia. Pengemudi juga bisa melihat melalui aplikasi *smartphone* dan melakukan *booking* pada slot parkir. CCTV digunakan untuk memetakan slot parkir dari pandangan kamera ke model 2D. IP Camera menawarkan fleksibilitas lebih tinggi karena dapat dipantau secara *real-time* melalui jaringan dan diintegrasikan dengan perangkat *mobile*. Beberapa studi juga telah menerapkan transformasi perspektif (*Inverse Perspective Mapping*) untuk memetakan area parkir dari sudut pandang kamera (Liu dkk., 2023). Dalam penelitian tersebut, sistem yang diusulkan hanya memetakan slot parkir yang memberikan informasi ketersediaan.

Dalam kasus ini, identifikasi plat nomor diperlukan untuk mengidentifikasi kendaraan dengan koordinat lokasi parkirnya. Informasi ini sangat krusial untuk menjawab permasalahan utama pengemudi yang sering kesulitan menemukan kembali kendaraannya di area parkir yang luas dan kompleks akibat kurangnya penanda visual. Dalam

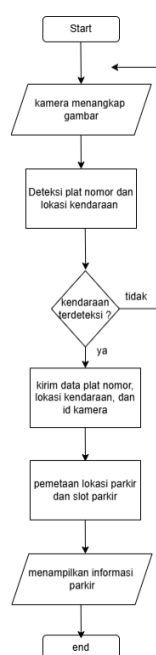
hal deteksi objek spesifik, algoritma YOLO (*You Only Look Once*) menjadi pilihan utama. Riset terkini menunjukkan bahwa generasi terbaru, YOLOv8, memiliki performa yang jauh lebih unggul baik dari sisi akurasi maupun kecepatan dibanding versi sebelumnya seperti YOLOv5 (Maulana & Erwin Harahap, 2024) atau YOLOv7 (Wang dkk., 2023). Varian YOLOv8 Nano bahkan terbukti sangat mumpuni untuk mendeteksi plat nomor dengan presisi tinggi (Iriawan & Sunyoto, 2023; Moussaoui dkk., 2024; Sarhan dkk., 2024) namun tetap cukup ringan untuk dijalankan di perangkat kecil. Proses pengembangan sistem ini didukung oleh pengolahan citra digital (Jumadi dkk., 2021) dan penggunaan *Python* dengan pustaka OpenCV (Supiyandi dkk., 2024) yang sudah menjadi standar.

Setelah objek kendaraan terdeteksi, tahapan penting lainnya adalah ekstraksi teks menggunakan *Optical Character Recognition* (OCR). Metode tradisional seperti *Tesseract OCR*, meskipun populer, sering kali mengalami penurunan akurasi yang tajam pada citra dengan *noise* tinggi, distorsi, atau pencahayaan minim (Tendilla dkk., 2024; Flores dkk., 2024). Sebagai solusi, pendekatan berbasis *Deep Learning* seperti EasyOCR mulai banyak diadopsi karena ketangguhannya dalam mengenali teks pada kondisi lingkungan yang tidak terstruktur. Penelitian terbaru membuktikan bahwa EasyOCR secara konsisten mengungguli *Tesseract* dalam hal akurasi pembacaan karakter pada plat nomor kendaraan, terutama saat dijalankan pada perangkat keras yang terbatas (Riaz dkk., 2020; Vedhaviyassh dkk., 2022). Penelitian sebelumnya telah mengembangkan sistem *Automatic License Plate Recognition* menggunakan berbagai pendekatan berbasis *deep learning*. Studi oleh Riaz dkk. (2020) menggunakan YOLOv3 untuk deteksi dan CRNN untuk pengenalan karakter, yang mencapai tingkat akurasi hingga 96.1% dengan memanfaatkan *temporal redundancy*. Dalam konteks Indonesia, Kurniawan dan Sela mengimplementasikan YOLOv5 dan OCR untuk identifikasi plat nomor kendaraan, dengan akurasi deteksi mencapai 100% dan akurasi pengenalan karakter sebesar 90% (Kurniawan & Sela, 2023).

Namun, penelitian-penelitian tersebut belum menganalisis hubungan antara hasil deteksi *bounding box* dengan performa OCR secara *end-to-end*, khususnya dalam kondisi variasi jarak dan pencahayaan. Berdasarkan tinjauan tersebut, masih terdapat kebutuhan untuk mengembangkan sistem manajemen parkir yang menyeimbangkan akurasi tinggi dan efisiensi komputasi. Penelitian ini mengusulkan rancang bangun sistem pemetaan lokasi parkir otomatis yang mengintegrasikan keunggulan arsitektur ringan YOLOv8n (*nano*) dan YOLOv8x (*extra large*) untuk deteksi kendaraan dan ketangguhan EasyOCR untuk pembacaan plat nomor. Sistem ini dioptimasi untuk berjalan pada perangkat kecil agar hemat biaya dalam sisi komputasi.

## 2. METODE

Penelitian ini dilakukan dalam serangkaian tahapan yang digambarkan pada Gambar 1. Ekperimen dalam penelitian ini menggunakan YOLOv8 dalam pengenalan objek plat nomor, YOLOv8 adalah model deteksi objek *real-time* yang melakukan deteksi dalam satu tahap (“*one-stage*”) dengan sekali melihat gambar. Salah satu perubahan besar pada YOLOv8 dibanding versi sebelumnya adalah penerapan *anchor-free detection head* untuk menduga lokasi objek. Sebagai gantinya, YOLOv8 memprediksi secara langsung koordinat pusat objek dan ukuran *bounding box*. Ini menyederhanakan proses *training* dan membuat deteksi lebih fleksibel terhadap variasi bentuk dan ukuran objek (Dicky Dharmasaputra & Hartato, 2025; Perkasa Nugraha Putra & Ichsan Pradana, n.d.; Syihabuddin dkk., 2025).



**Gambar 1.** Diagram Sistem

Proses kerja dari sistem yang diusulkan adalah sistem akan menangkap video yang berjalan *live stream* dari kamera CCTV menggunakan RTSP dalam menangkap gambar. Kemudian masuk pada tahap *preprocessing*, termasuk normalisasi kecerahan, kontras, dan resolusi, guna meningkatkan kualitas gambar sebelum analisis lebih lanjut. Selanjutnya model YOLOv8n dan YOLOv8x akan mendeteksi objek plat nomor dan menghasilkan *bounding box* yang menentukan lokasi area plat nomor. Ekstraksi karakter pada plat nomor menggunakan metode EASYOCR menggunakan arsitektur CRAFT (*Character Region Awareness For Text*) (Vedhaviyash Dkk., 2022; Shi dkk., 2015).

### 2.1 Dataset dan Pelatihan

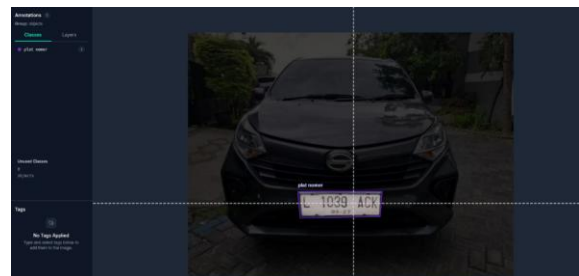
Untuk pengumpulan dataset, kami menggunakan platform *Roboflow* dengan total

dataset sejumlah 1.347 gambar dengan plat nomor berwarna merah sebanyak 10%, hitam sebanyak 75%, dan putih sebanyak 15% dengan resolusi bervariasi (640×480 hingga 1280×720) seperti pada Gambar 2. Contoh dari dataset berasal dari data sendiri dan dataset publik dari *Kaggle*.



**Gambar 2.** Contoh Dataset

Citra di anotasi untuk memberikan label “plat nomor” dan melalui proses “*preprocessing*” seperti augmentasi sesuai pada Gambar 3. Data *augmentation* meliputi *rotation*, *brightness adjustment*, dan *scaling* untuk meningkatkan generalisasi model. Dataset lalu dibagi dalam subset utama yaitu 70% untuk pelatihan (*train set*), 20% untuk validasi (*validation set*), dan 10% untuk pengujian (*test set*). Pembagian ini memungkinkan evaluasi model yang obyektif, di mana *train set* digunakan untuk pembelajaran parameter, *validation set* untuk *tuning hyperparameter*, dan *test set* untuk pengukuran performa akhir. Hasil anotasi ini disimpan dalam format yang dapat dibaca oleh model, yaitu format XML.



**Gambar 3.** Proses Anotasi

Pelatihan dilakukan menggunakan YOLOv8n dan YOLOv8x untuk melihat akurasi dan efisiensi komputasi dalam deteksi objek plat nomor khususnya untuk implementasi pada perangkat keras yang terbatas. Parameter pelatihan sesuai pada Table 1.

**Tabel 1.** Parameter Pelatihan

| Parameter     | Model   |         |
|---------------|---------|---------|
|               | YOLOv8n | YOLOv8x |
| Ukuran citra  | 320x320 | 320x320 |
| Batch size    | 1       | 1       |
| Epoch         | 100     | 100     |
| Patience      | 20      | 20      |
| Optimizer     | SGD     | SGD     |
| Learning Rate | 0,01    | 0,01    |

### 2.2 Implementasi Sistem

Dalam tahapan ini seluruh tahapan diintegrasikan dimulai dengan deteksi objek plat nomor kendaraan, dan ekstraksi karakter dengan EASYOCR sesuai pada Gambar 1 dan dihubungkan langsung dengan website agar bisa mengetahui area parkir dari kendaraan. Sistem ini dirancang agar mampu melakukan deteksi plat nomor secara otomatis dari citra yang terdeteksi dan memberika informasi lokasi parkir pada kendaraan yang terdeteksi melalui website.

### 2.3 Evaluasi Sistem

Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk memperoleh nilai *precision*, *recall*, *mAP*, dan *F1-Score*. *Confusion matrix* berfungsi menilai kinerja model *machine learning* dengan membandingkan hasil prediksi terhadap kelas aktual. Matriks ini terdiri dari empat kategori utama, yaitu *True Negative* (TN), *True Positive* (TP), *False Negative* (FN), dan *False Positive* (FP), yang masing-masing merepresentasikan kombinasi antara label sebenarnya dan prediksi model. TP adalah jumlah sampel positif yang berhasil diprediksi dengan benar; TN adalah jumlah sampel negatif yang diklasifikasikan secara tepat; FP menggambarkan sampel negatif yang keliru diprediksi sebagai positif; sedangkan FN merupakan sampel positif yang salah diklasifikasikan sebagai negative (Joyonegoro & Setyati, 2024).

$$Precision = TP/(TP+TF) \quad (1)$$

$$Recall = TP/(TP+FN) \quad (2)$$

*Precision* menunjukkan seberapa banyak deteksi yang benar dari semua deteksi yang dibuat. *Recall* menunjukkan seberapa banyak objek yang berhasil dideteksi dari semua objek yang seharusnya ada.

## 3. PEMBAHASAN

Bab pembahasan menyajikan hasil analisis terhadap performa model yang diusulkan berdasarkan skenario pengujian yang telah dirancang. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik yang relevan untuk mengukur tingkat akurasi, efektivitas, dan konsistensi model dalam menyelesaikan permasalahan penelitian. Hasil yang diperoleh kemudian dianalisis secara komprehensif serta dibandingkan dengan pendekatan yang relevan untuk menunjukkan keunggulan maupun keterbatasan model yang dikembangkan.

### 3.1 Evaluasi Performa Model

Model YOLOv8 yang digunakan dalam sistem ini dievaluasi untuk menilai tingkat akurasi deteksi objek plat nomor kendaraan setelah melalui proses pelatihan. Evaluasi dilakukan menggunakan data validasi dan pengujian yang telah dipisahkan dari data set pelatihan untuk memastikan hasil yang obyektif. Hasil evaluasi model ditunjukkan pada Tabel 2.

**Tabel 2.** Hasil Evaluasi Model

| Parameter      | Model              |         |
|----------------|--------------------|---------|
|                | YOLOv8<br><i>n</i> | YOLOv8x |
| Jumlah layer   | 84                 | 112     |
| Precision      | 0,921              | 0,929   |
| Recall         | 0,854              | 0,902   |
| mAP@0,5        | 0,928              | 0,951   |
| mAP@0.5:0.95   | 0,623              | 0,664   |
| Inference time | 3,4 ms             | 10,4 ms |

Dari Table 2 terlihat bahwa Model YOLO8x memiliki akurasi lebih tinggi pada semua metrik evaluasi. Nilai *precision* meningkat dari 0,921 menjadi 0,929, *recall* meningkat dari 0,854 menjadi 0,902, dan *mAP@0.5* meningkat dari 0,928 menjadi 0,951. Selain itu, peningkatan signifikan juga terlihat pada *mAP@0.5:0.95*, yaitu dari 0,623 pada Model YOLO8n menjadi 0,664 pada Model YOLO8x. Hal ini menunjukkan bahwa Model YOLO8x lebih andal dalam mendeteksi objek dengan variasi skala dan kondisi yang berbeda. Namun, peningkatan akurasi ini dicapai dengan biaya komputasi yang jauh lebih tinggi. Hasil ini mengindikasikan bahwa pemilihan model perlu disesuaikan dengan konteks implementasi. Jika kebutuhan sistem adalah *real-time* pada perangkat dengan keterbatasan komputasi.

### 3.2 Pengujian Deteksi Plat Nomor

Pengujian deteksi plat nomor dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengidentifikasi serta memberikan penanda pada area plat nomor kendaraan dalam citra uji. Dataset uji berisi kendaraan roda empat dengan perbedaan kondisi jarak pengambilan yang beragam yaitu 2 meter, 4 meter dan 7 meter. Hasil ditunjukkan pada Gambar 4 - Gambar 6. Terlihat bahwa untuk scenario pertama objek plat nomor dapat terdeteksi hingga jarak pengambilan gambar sebesar 7 meter di area parkir basement.



**Gambar 4.** Deteksi Objek pada Jarak 2 Meter



**Gambar 5.** Deteksi Objek pada Jarak 4 Meter



**Gambar 6.** Deteksi Objek pada Jarak 7 Meter



**Gambar 7.** Deteksi Objek Plat Nomor Skenario Outdoor

Skenario kedua kami melakukan pengambilan gambar pada area *outdoor* dan semi *outdoor* dengan jarak kamera terhadap objek sebesar 2 meter untuk semua model. Pada scenario kedua kedua model mampu mengenali objek plat nomer. Table 3 menunjukkan hasil deteksi objek untuk 2 skenario pengujian.

**Table 3.** Hasil Evaluasi Model

| Skenario           | Model      |            |
|--------------------|------------|------------|
|                    | YOLOv8n    | YOLOv8x    |
| Skenario 1-2 meter | terdeteksi | terdeteksi |
| Skenario 1-4 meter | terdeteksi | terdeteksi |
| Skenario 1-7 meter | terdeteksi | terdeteksi |
| Skenario 2-2 meter | terdeteksi | terdeteksi |

### 3.3 Pengujian Karakter Plat Nomor

Pada pengujian ini kami melakukan analisa terhadap pembacaan karakter pada plat nomor kendaraan di Indonesia menggunakan EASYOCR. Dari hasil deteksi objek menggunakan 2 model terlihat model sukses dalam mendeteksi plat nomor, selanjutnya EASYOCR akan mengenali karakter pada plat nomor yang telah terdeteksi dan hasil ekstrasinya akan ditampilkan sesuai dengan pada Gambar 4 hingga Gambar 7. Hasil pembacaan karakter ini kami ambil dari frekuensi terbanyak saat pembacaan karakter secara live streaming dengan durasi waktu selama 2 menit. Table 4 menunjukkan hasil pembacaan pada beberapa plat nomor dengan berbagai jarak pengambilan gambar.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa performa pembacaan plat nomor menggunakan OCR sangat dipengaruhi oleh kualitas crop yang dihasilkan oleh model deteksi YOLO. Meskipun YOLOv8x memiliki arsitektur yang lebih besar dan akurasi deteksi objek lebih tinggi dibanding YOLOv8n, hasil pembacaan karakter justru lebih rendah. Hal ini terutama disebabkan oleh bounding box yang dihasilkan YOLOv8x yang cenderung lebih ketat dan presisi, sehingga area plat nomor yang dipotong menjadi lebih sempit. Crop yang terlalu ketat mengurangi ruang kontras di sekitar karakter dan sering kali menyebabkan sebagian kecil bentuk huruf terpankas, yang kemudian menyulitkan EasyOCR dalam mengenali pola karakter secara utuh.

**Table 4.** Hasil Evaluasi Model

| Jarak   | Aktual Plat Nomore | Model      |          |
|---------|--------------------|------------|----------|
|         |                    | YOLOv8n    | YOLOv8x  |
| 2 meter | L 1856 AP          | 1856       | 1856     |
|         | W 1314 QJ          | 1314 QJ    | 1341     |
|         | L 1356 DAM         | L 1356 DAM | 1356 DAM |
| 4 meter | L 1856 AP          | 1356       | 1856     |
|         | W 1314 QJ          | 1314 QI    | 1314     |
|         | L 1356 DAM         | 356 DAM    | 1356     |
| 7 meter | L 1856 AP          | 1356       | 1356     |
|         | W 1314 QJ          | 1814       | 1814     |
|         | L 1356 DAM         | 1356 DAM   | 1356     |

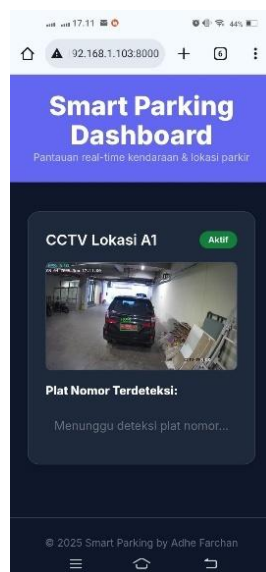
Selain itu, YOLOv8x lebih sensitif terhadap detail kecil, termasuk refleksi cahaya, noise halus, dan distorsi perspektif pada permukaan plat nomor. Pada kondisi pencahayaan tidak merata atau jarak pengambilan yang cukup jauh, karakter pada plat menjadi blur atau kehilangan ketajaman. Karena model besar seperti YOLOv8x mengekstraksi fitur

dengan resolusi tinggi, perbedaan kecil pada tekstur atau pantulan dapat membuat *bounding box* berubah sedikit lebih sempit atau bergeser. Perubahan kecil tersebut menyebabkan kualitas *crop* menurun, sehingga OCR menerima input dengan kualitas rendah yang berujung pada kesalahan pembacaan huruf dan angka.

Di sisi lain, model YOLOv8n yang lebih ringan dan kurang presisi justru menghasilkan *bounding box* yang sedikit lebih longgar. *Crop* yang lebih lebar ini memberikan ruang ekstra pada sekitar teks plat, sehingga karakter tidak terpotong dan pola huruf tetap utuh. EasyOCR, yang bekerja lebih baik pada teks dengan kontras tinggi dan ruang visual lebih luas, lebih mudah mengenali karakter ketika diberikan input yang “kurang presisi tetapi lebih lengkap”. Hal ini menjelaskan mengapa YOLOv8n, meskipun lebih sederhana, menghasilkan akurasi OCR yang lebih stabil pada beberapa jarak pengujian.

Keterbatasan EasyOCR juga menjadi faktor penting dalam penurunan akurasi pada model 8x. EasyOCR tidak memiliki mekanisme koreksi format atau validasi struktur plat nomor Indonesia, sehingga kesalahan kecil pada hasil *crop* langsung berdampak pada kesalahan interpretasi karakter. Selain itu, OCR ini sensitif terhadap blur, distorsi, kemiringan plat, dan refleksi, yang semakin terlihat pada jarak 3-7 meter. Ketika YOLOv8x memberikan *crop* yang terlalu padat atau kehilangan sebagian karakter akibat sensitif terhadap *noise*, EasyOCR tidak dapat menebak atau memperbaiki struktur teks. Kombinasi antara *crop* yang sangat presisi dari YOLOv8x dan ketidakmampuan EasyOCR dalam menangani teks kecil dan blur inilah yang menyebabkan akurasi pembacaan pada model 8x justru lebih rendah dibandingkan model 8n.

Dari hasil pendeteksian karakter akan ditampilkan melalui website dengan memanfaatkan *library* Flask pada website berbasis python yang ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Integrasi Website

#### 4. KESIMPULAN

Hasil pengujian menunjukkan bahwa performa deteksi plat nomor sangat dipengaruhi oleh perbedaan karakteristik antara YOLOv8n dan YOLOv8x. Meskipun YOLOv8x memiliki arsitektur yang lebih besar dan secara teori lebih akurat, model ini justru menunjukkan penurunan presisi pada beberapa kondisi nyata, terutama ketika citra mengalami blur, pantulan cahaya, atau sudut kamera miring. YOLOv8n, yang lebih ringan dan cepat, menghasilkan *bounding box* yang lebih stabil dan konsisten sehingga area plat yang terdeteksi lebih tepat dan minim *noise*. Perbedaan presisi *bounding box* ini sangat menentukan kualitas tahap selanjutnya, yaitu pembacaan karakter oleh EasyOCR. Pada proses OCR menggunakan EasyOCR, model menunjukkan performa lebih baik ketika area deteksi dari YOLOv8n lebih presisi, sehingga karakter dapat dibaca dengan lebih tepat. Sebaliknya, hasil deteksi YOLOv8x yang sedikit bergeser atau terlalu luas menyebabkan EasyOCR memasukkan bagian non-plat, sehingga akurasi pembacaan menurun. Kondisi lingkungan seperti pencahayaan *indoor*, bayangan, dan refleksi juga memperburuk hasil OCR untuk kedua model.

Kontribusi ilmiah utama dari penelitian ini adalah analisis *end-to-end* yang menunjukkan hubungan antara kualitas *bounding box* hasil deteksi dengan performa OCR dalam kondisi nyata. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang hanya berfokus pada peningkatan akurasi deteksi atau OCR secara terpisah, penelitian ini menekankan pentingnya evaluasi sistem secara menyeluruh.

Implikasi dari penelitian ini adalah bahwa dalam pengembangan sistem smart parking berbasis *computer vision*, pemilihan model deteksi tidak hanya mempertimbangkan akurasi, tetapi juga dampaknya terhadap tahap pengenalan karakter. Hal ini penting untuk memastikan sistem dapat berjalan secara optimal pada lingkungan nyata dengan keterbatasan kondisi pencahayaan dan jarak.

#### PUSTAKA

- Abdulsahab, J. A., Nafea, R. M., Al-Jawher, W. A. M., & Hayyawi, M. L. (2024). IoT Based Smart Parking System. *Journal Port Science Research*, 7(3). <https://doi.org/10.36371/port.2024.3.1>
- Aldin, E., & Daeli, S. (2024a). TIN: Terapan Informatika Nusantara Perancangan Prototype Monitoring Area Parkir Mobil Berbasis Internet of Things. 5(4), 279–289. <https://doi.org/10.47065/tin.v5i4.5854>
- Auliya, K., Yusfi, M., & Rasyid, R. (2023). Sistem Pemantauan Slot Parkir Menggunakan Sensor Ultrasonik JSN-SR04T dan Pengenalan Plat Nomor Kendaraan dengan ESP32-CAM. *Jurnal Fisika Unand*, 12(4), 534–540. <https://doi.org/10.25077/jfu.12.4.534-540.2023>

- Bangkit, W., & Agus Setiawan, T. (2019). *Rancang Bangun Aplikasi Scanner Car Location Berbasis Teknologi QR-Code menggunakan Algoritma Dijkstra* (Vol. 16).
- Dicky Dharmasaputra, K., & Hartato, B. P. (2025). Evaluation of YOLOv8 and Centroid Tracking in Vehicle Detection, Classification, and Counting System. In *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 9, Number 5). <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- D.R. Vedhaviyassh; R. Sudhan; G. Saranya; M. Safa; D. Arun. (2022, December). Comparative Analysis of EasyOCR and TesseractOCR for Automatic License Plate Recognition using Deep Learning Algorithm. *2022 6th International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology*.
- Fahim, A., Hasan, M., & Chowdhury, M. A. (2021). Smart parking systems: comprehensive review based on various aspects. In *Heliyon* (Vol. 7, Number 5). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e07050>
- Flores, M., Valiente, D., Alfaro, M., Fabregat-Jaén, M., & Payá, L. (2024). Evaluation of Open-Source OCR Libraries for Scene Text Recognition in the Presence of Fisheye Distortion. *Proceedings of the International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, 2, 133–140. <https://doi.org/10.5220/0012927600003822>
- Iriawan, A. D., & Sunyoto, A. (2023). Automatic License Plate Recognition System in Indonesia Using YOLOv8 and EasyOCR Algorithm. *2023 6th International Conference on Information and Communications Technology, ICOIACT 2023*, 384–388. <https://doi.org/10.1109/ICOIACT59844.2023.10455908>
- Jumadi, J., Yupianti, & Sartika Devi. (2021). PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI OBJEK MENGGUNAKAN METODE HIERARCHICAL AGGLOMERATIVE CLUSTERING. *Jurnal Sains Dan Teknologi*, 10(2).
- Kurniawan, H., & Sela, E. I. (2023). Indonesian Vehicle License Plate Identification Using YoloV5 and OCR. *Jurnal Info Sains : Informatika Dan Sains*, 13(3).
- Liu, B., Lai, H., Kan, S., & Chan, C. (2023). Camera-Based Smart Parking System Using Perspective Transformation. *Smart Cities*, 6(2), 1167–1184. <https://doi.org/10.3390/smartcities6020056>
- Maulana, T., & Erwin Harahap. (2024). Deteksi Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Algoritma YOLOv5 dengan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Riset Matematika*, 103–112. <https://doi.org/10.29313/jrm.v4i2.5060>
- Moussaoui, H., Akkad, N. El, Benslimane, M., El-Shafai, W., Baihan, A., Hewage, C., & Rathore, R. S. (2024). Enhancing automated vehicle identification by integrating YOLO v8 and OCR techniques for high-precision license plate detection and recognition. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-65272-1>
- Perkasa Nugraha Putra, W., & Ichsan Pradana, A. (n.d.). Implementasi Sistem Penghitungan Volume Kendaraan Menggunakan YoloV8. *Wihan Perkasa Nugraha Putra*, 1.
- Riaz, W., Azeem, A., Chenqiang, G., Yuxi, Z., & Khalid, W. (2020, August). YOLO Based Recognition Method for Automatic License Plate Recognition. *AECA 2020 : Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Advances in Electrical Engineering and Computer Applications*.
- Rohmattullah Joyonegoro, M., & Setyati, E. (2024). Deteksi dan Pengenalan Dua Variasi Plat Nomor Kendaraan Bermotor di Indonesia Dengan Variasi Waktu dan Pencapaian Memanfaatkan YOLO V8 dan CNN. *Januari*, 20(1), 11–17.
- Saputra, I. P. (2023). PERBANDINGAN KINERJA DAN KEANDALAN SISTEM PENGAWASAN: CCTV VS IP CAMERA COMPARISON OF PERFORMANCE AND RELIABILITY OF SURVEILLANCE SYSTEMS: CCTV VS IP CAMERA. 1(2).
- Sarhan, A., Abdel-Rahem, R., Darwish, B., Abou-Attia, A., Sneed, A., Hatem, S., Badran, A., & Ramadan, M. (2024). Egyptian car plate recognition based on YOLOv8, Easy-OCR, and CNN. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 11(1).
- Shi, B., Bai, X., & Yao, C. (2015). *An End-to-End Trainable Neural Network for Image-based Sequence Recognition and Its Application to Scene Text Recognition*.
- Supiyandi Supiyandi, Adinda Fita Hidayah, Luthfie Budie, Nurhalijah Berutu, & Fakhita Fahraini. (2024). Pengenalan Gambar Dasar Menggunakan Python dan OpenCV. *Jurnal Sistem Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(4), 52–61.
- Syihabuddin, E. R., Angela, W., Naufal, M., & Pramunendar, R. A. (2025). PENGENALAN PLAT NOMOR KENDARAAN DENGAN YOLOv8 DAN PADDLEOCR. In *Journal of Computer Science and Technology JCS-TECH* (Vol. 5, Number 2).
- Tendilla, S. E., Rey, I., Dumago, R., Arlando, F., Atienza, L., Michael, D., & Cortez, A. (2024). *An Enhancement of Optical Character Recognition (OCR) Algorithm Applied in Translating Signages to Filipino* (Vol. 2).
- Vedhaviyassh, D. R., Sudhan, R., Saranya, G., Safa, M., & Arun, D. (2022). Comparative Analysis of EasyOCR and TesseractOCR for Automatic

License Plate Recognition using Deep Learning Algorithm. *6th International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology, ICECA 2022 - Proceedings*, 966–971.

Wang, C. Y., Bochkovskiy, A., & Liao, H. Y. M. (2023). YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023-June*, 7464–7475.