

Implementasi Metode YOLOV5 dan *Tesseract* OCR untuk Deteksi Plat Nomor Kendaraan

Alifya Meirza^{1*}, Nadya Rafaela Puteri²

^{1,2} Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Negeri Medan

Jln. Willem Iskandar Pasar V, Medan, Sumatera Utara
alifyameirza15@gmail.com, nadyarafaella12@gmail.com

Abstrak

Keamanan dan kenyamanan di lingkungan kampus merupakan faktor penting dalam mendukung kemajuan perguruan tinggi. Sistem keamanan konvensional yang melibatkan pemeriksaan kendaraan manual melalui identitas kepemilikan seringkali memakan waktu dan menyebabkan antrian kendaraan, sehingga menimbulkan kemacetan. Untuk mengatasi hal tersebut, penelitian ini mengusulkan solusi berupa sistem pengenalan plat nomor otomatis berbasis *You Only Look Once* (YOLO) dan ekstraksi karakter menggunakan teknologi *Optical Character Recognition* (OCR) *Tesseract*. Sistem ini memungkinkan pengenalan plat nomor kendaraan secara cepat dan efisien, sehingga dapat mengoptimalkan lalu lintas, menghemat waktu, serta meningkatkan kenyamanan bagi setiap pengguna kendaraan di lingkungan kampus. Metodologi penelitian melibatkan pelatihan model YOLO dengan Dataset plat nomor kendaraan untuk mendeteksi dan mengenali plat nomor, yang dilanjutkan dengan ekstraksi karakter untuk mengidentifikasi nomor plat secara akurat. Hasil penelitian menunjukkan akurasi sistem mencapai 70%, yang menunjukkan efektivitasnya dalam mendeteksi plat kendaraan dalam berbagai situasi. Sistem ini diharapkan dapat diimplementasikan secara luas di lingkungan kampus untuk meningkatkan keamanan, kenyamanan, dan efisiensi akses bagi seluruh civitas akademika.

Kata kunci— *You Only Look Once*, Deteksi, Plat Nomor Kendaraan, *Tesseract* OCR

Abstract

Campus security and convenience are crucial factors in supporting the advancement of higher education institutions. Conventional security systems that involve manual vehicle inspections through ownership identification often consume time and cause vehicle queues, leading to traffic congestion. To address this issue, this research proposes a solution in the form of an automatic license plate recognition system based on *You Only Look Once* (YOLO) and character extraction using *Tesseract* *Optical Character Recognition* (OCR) technology. This system enables quick and efficient vehicle license plate recognition, optimizing traffic flow, saving time, and enhancing convenience for all vehicle users on campus. The research methodology involves training a YOLO model with a vehicle license plate Dataset to detect and recognize license plates, followed by character extraction to accurately identify plate numbers. The research results show the system's accuracy reaching 70%, indicating its effectiveness in detecting vehicle plates in various situations. It is hoped that this system can be widely implemented on campuses to improve security, convenience, and access efficiency for the entire academic community.

Keywords—*You Only Look Once; Detection; Vehicle License Plate; Tesseract OCR*

1. PENDAHULUAN

Keamanan dan kenyamanan adalah aspek krusial bagi setiap perguruan tinggi dan merupakan faktor penting dalam kemajuan sebuah kampus. Kampus merupakan institut pendidikan yang menjadi tempat mahasiswa untuk menuntut ilmu, sehingga keamanan di area kampus menjadi hal yang sangat esensial. Pihak kampus mempekerjakan petugas keamanan yang bertugas menjaga keamanan di dalam kampus untuk mewujudkan rasa aman, termasuk mengawasi aktivitas keluar masuk kendaraan yang terjadi setiap hari.

Kendaraan yang masuk dan keluar kampus mencakup berbagai jenis pengguna, seperti mahasiswa, dosen, staf, dan tamu universitas. Penyarangan kendaraan secara manual sering kali memerlukan waktu yang lama, terutama pada saat-saat sibuk. Oleh karena itu, penggunaan sistem pengenalan plat nomor otomatis menjadi solusi yang efektif untuk meningkatkan efisiensi dan keamanan. Sistem ini bekerja dengan mengidentifikasi kendaraan berdasarkan plat nomor, yang berfungsi sebagai nomor identifikasi resmi. Dengan adanya sistem otomatis ini, diharapkan pengalaman semua pengguna kampus akan meningkat, sambil menjaga keamanan dan keteraturan sesuai peraturan yang ada.

Maka dari itu, perlu inovasi dan solusi yang lebih canggih dan handal untuk mengatasi potensi kerentanan dalam sistem keamanan. Salah satu langkah yang dapat diambil adalah mengimplementasikan sistem pengenalan plat nomor secara otomatis dengan menggunakan algoritma YOLO. YOLO (*You Only Look Once*) adalah sebuah algoritma *deep learning* yang dirancang untuk mendeteksi objek secara *real-time* menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk memproses data *visual* (Husnan et al., 2023). Algoritma YOLO membagi gambar *input* menjadi *grid* berukuran $S \times S$, membuat *bounding box*, dan memprediksi kemungkinan kelas objek berdasarkan tingkat keyakinan dalam mendeteksi objek tersebut (Diwan et al., 2022). Versi terbaru dari YOLO, yaitu YOLOv5, menawarkan kinerja yang lebih baik dibandingkan versi sebelumnya (Bushra et al., 2022).

Selain itu, *Optical Character Recognition* (OCR) adalah teknologi yang berfungsi untuk mengenali dan mengambil karakter, seperti huruf dan angka, dari gambar digital sehingga dapat diolah oleh sistem komputer (Bochkovskiy et al., 2020). Penggunaan OCR semakin mudah dengan perpustakaan *open source* Tesseract OCR, yang terus dikembangkan oleh Google, dengan versi terbaru 4.0 (Clausner et al., 2020). Tesseract menawarkan fitur analisis pengenalan teks yang fleksibel dan telah digunakan secara luas untuk berbagai skrip teks dan bahasa, dengan kemampuan mengenali lebih dari 100 bahasa. OCR sendiri adalah alat yang digunakan untuk mengubah teks, angka, simbol, dan karakter pada gambar menjadi format yang dapat dibaca oleh komputer (Rahmawati et al., 2021).

Dalam konteks ekstraksi karakter dari plat nomor pada gambar, OCR memiliki peran penting dalam menghasilkan teks dari gambar tersebut. Beberapa penelitian menyatakan bahwa algoritma YOLO dapat digunakan untuk secara otomatis mengenali nomor plat kendaraan dari citra digital. Penelitian (Usen & Hayat, 2023) menerapkan algoritma YOLO pada pengolahan citra berbasis Android untuk mendeteksi plat

kendaraan, menghasilkan akurasi pengujian sebesar 77% dengan waktu deteksi 0,05 detik. Rata-rata akurasi mencapai 86,82%, dengan nilai presisi 0,85, recall 0,83, dan rata-rata IoU 65,46%, serta mAP 86,82%. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem deteksi ini memiliki kinerja yang baik dalam mendeteksi plat melalui aplikasi Android.

Penelitian Jonathan et al. (2023) menggunakan algoritma YOLO v3 dan Tesseract OCR untuk mendeteksi dan mengenali plat nomor kendaraan. Hasilnya menunjukkan bahwa YOLO v3 dapat mendeteksi objek dengan baik, namun pengenalan karakter oleh Tesseract OCR kurang akurat dengan tingkat akurasi kurang dari 60%. Sistem ini dirancang dengan pustaka OpenCV dan bahasa pemrograman Python. Meskipun pengenalan objek berhasil, proses pengenalan teks membutuhkan waktu yang cukup lama dan akurasi yang dicapai masih kurang memadai.

Penelitian Fauzan & Wahyu W. (2021) mengenai penggunaan algoritma YOLO v3 dan Tesseract OCR untuk mendeteksi plat nomor kendaraan menyimpulkan bahwa plat nomor kendaraan di Indonesia bisa dikenali dengan tingkat akurasi melebihi 70%. Namun, saat menggunakan OCR untuk mengenali karakter dalam plat tersebut, hasilnya tidak sebaik dengan tingkat akurasi kurang dari 60%.

Penelitian Illmawati & Hustinawati (2022) mengenai implementasi algoritma YOLO v5 dan Tesseract OCR untuk pendeteksian plat menunjukkan bahwa sistem tersebut berhasil mendeteksi rata-rata 92,38% objek pada setiap video. Tingkat kepercayaan rata-rata dalam deteksi objek mencapai 75,55%. Proses ekstraksi karakter pada plat memiliki tingkat keberhasilan sebesar 95,45%, dan rata-rata proporsi deteksi berdasarkan kategori plat nomor mencapai 97,2%. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa sistem deteksi plat nomor kendaraan sangat efektif dalam mendeteksi dan mengkategorikan plat nomor ganjil dan genap di DKI Jakarta.

Berdasarkan penjelasan di atas, penelitian ini merancang sebuah program yang dapat mendeteksi plat nomor kendaraan dengan menerapkan algoritma YOLOv5. YOLOv5 didasarkan pada arsitektur CNN, suatu jenis jaringan syaraf tiruan yang digunakan untuk memproses citra dua dimensi (Rais et al., 2023). Dengan adanya program pemindaian dan pembacaan karakter plat nomor kendaraan secara otomatis, diharapkan dapat mempermudah petugas keamanan dalam mengidentifikasi pemilik kendaraan, serta memberikan solusi efektif jangka panjang untuk keamanan bersama.

2. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini dirancang untuk memastikan tercapainya tujuan penelitian dan menjawab pertanyaan yang telah ditentukan.

2.1 Rancangan Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode YOLOv5 untuk mendeteksi objek dalam gambar. YOLOv5 adalah sebuah jaringan neural yang mampu mendeteksi objek dengan cepat dan akurat dalam satu evaluasi, menggunakan seluruh fitur gambar untuk memprediksi setiap kotak pembatas dan probabilitasnya secara langsung (Maleh et al., 2023). YOLOv5 unggul dibandingkan versi sebelumnya dan algoritma deteksi objek lainnya karena lebih cepat, lebih akurat, dan lebih mudah digunakan. Algoritma ini memiliki arsitektur yang lebih ringan dan efisien, teknik augmentasi data yang lebih canggih, serta integrasi yang mulus dengan *framework* seperti PyTorch.

Proses pelatihan dan deteksi objek dilakukan menggunakan Google Colab dengan jenis runtime T4GPU, didukung oleh *Ultralytics*. Google Colab menyediakan lingkungan yang fleksibel dan kuat untuk pelatihan model *deep learning* dengan akses ke GPU yang mempercepat proses komputasi. Keunggulan menggunakan Google Colab dengan T4GPU antara lain adalah akses gratis ke GPU yang cepat dan berkinerja tinggi, yang mempercepat proses komputasi secara signifikan. Selain itu, Google Colab memungkinkan kolaborasi yang mudah dan aksesibilitas yang baik tanpa perlu konfigurasi perangkat keras lokal yang kompleks dan mahal.

2.2 Populasi dan Sampel

Dataset pada penelitian ini diperoleh dari situs Kaggle dengan kata kunci "*Dataset plat nomor indonesia*" (CaasperART et al., 2023). *Dataset* ini terdiri dari 158 gambar, dengan 20 gambar didapat oleh penulis dan 138 gambar diambil dari *dataset* Kaggle. Gambar-gambar dalam *dataset* ini merupakan gambar berwarna dengan resolusi yang bervariasi, serta mencakup berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang. Hal ini memberikan variasi yang cukup untuk melatih model agar lebih robust dalam mendeteksi plat nomor dalam situasi nyata.

Tabel 1. Pembagian data

Jenis Data	Jumlah
<i>Training</i>	190 Gambar
Validasi	37 Gambar
<i>Testing</i>	10 Gambar

Pada tabel 1, dapat dilihat rincian pembagian data yang dilakukan, *Dataset* ini dibagi menjadi 80% untuk data *training*, 15% untuk data *validasi*, dan 5% untuk data *testing*. Pembagian data ini dilakukan untuk memastikan model dapat dilatih dengan cukup data sambil tetap bisa divalidasi dan diuji secara efektif. Proporsi 80% untuk *data training* dipilih agar model memiliki akses ke banyak contoh selama proses pelatihan, yang membantu dalam menangkap pola-pola yang lebih baik. Sebanyak 15% data digunakan untuk validasi, memungkinkan penilaian kinerja model selama pelatihan dan membantu dalam penyetelan hyperparameter tanpa risiko *overfitting*. Sisanya, 5% data, digunakan untuk *testing*, memberikan ukuran kinerja model pada data yang benar-benar baru, sehingga memberikan gambaran yang lebih akurat tentang generalisasi model.

2.3 Teknik Pengumpulan Data

Proses pelabelan dilakukan menggunakan *platform* Roboflow untuk memberikan label pada setiap gambar. Roboflow membantu dalam pelabelan dengan menyediakan antarmuka yang intuitif dan alat yang efisien untuk menambahkan nama dan kotak pembatas (*bounding box*) pada objek dalam gambar. Platform ini dipilih karena kemudahan penggunaannya, dukungan untuk berbagai format data, dan fitur otomatisasi yang mempercepat proses pelabelan. Roboflow juga memungkinkan manajemen *Dataset* yang terstruktur dan kolaborasi yang mudah antara anggota tim.



Gambar 1. *Dataset original*



Gambar 2. *Dataset setelah bounding box*

Setiap gambar dalam *Dataset* dilabeli dengan menambahkan nama dan kotak pembatas pada objek gambar yang akan dideteksi. Gambar 1 menggambarkan *Dataset* gambar mentah sebelum proses pelabelan, menunjukkan berbagai objek tanpa informasi spesifik tentang lokasi atau jenis objek. Sementara itu, Gambar 2 menampilkan *Dataset* yang telah dilengkapi dengan bounding box setelah proses pelabelan menggunakan Roboflow, yang memungkinkan identifikasi dan pemisahan objek berdasarkan koordinat bounding box yang telah ditentukan, siap untuk digunakan dalam pelatihan dan evaluasi model deteksi objek.

2.4 Teknik Analisis Data

Proses pelatihan (*training*) dilakukan dengan memasukkan data gambar yang telah dilabeli sebelumnya ke dalam model YOLOv5 di Google Colab menggunakan runtime T4GPU, dengan dukungan dari Ultralytics (Jocher, 2020). Parameter pelatihan meliputi *learning rate* 0.01, *batch size* 16, dan jumlah *epoch* 150. Setelah pelatihan selesai, nilai akurasi dievaluasi untuk memastikan deteksi objek yang akurat, dengan file *best.pt* yang berisi bobot terbaik digunakan dalam proses deteksi objek. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk memberikan gambaran komprehensif tentang performa model. Hasil evaluasi ini juga dianalisis untuk mengidentifikasi potensi area perbaikan, memastikan model bekerja optimal dalam berbagai kondisi.

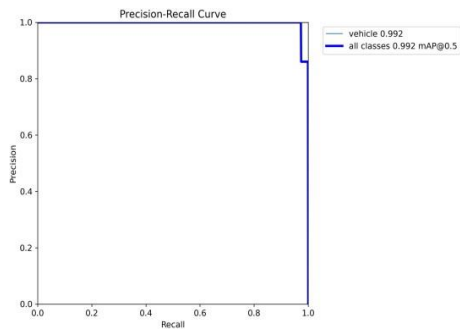
Setelah deteksi objek berhasil, langkah selanjutnya adalah menggunakan teknologi OCR Tesseract untuk membaca karakter dalam gambar. Proses ini diintegrasikan dengan deteksi objek dari YOLOv5 dengan mengekstrak area yang berisi teks dari gambar hasil deteksi objek, kemudian menerapkan Tesseract pada area tersebut. Parameter dan metode dalam proses OCR termasuk *preprocessing* dengan konversi gambar ke *grayscale* dan *thresholding*, serta pengaturan bahasa sesuai teks yang akan dibaca, memastikan hasil yang akurat dalam membaca teks dari gambar yang telah diproses oleh model YOLOv5.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

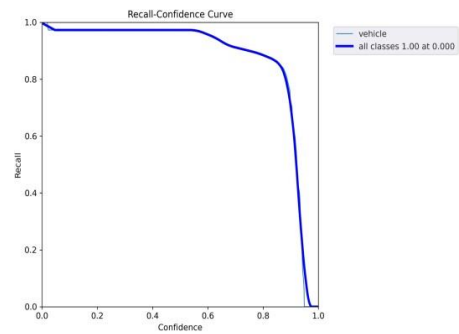
Pada bagian ini, dipaparkan hasil-hasil yang diperoleh dari penelitian deteksi plat nomor kendaraan menggunakan metode YOLOv5, serta analisis terhadap data yang telah diolah. Hasil ini mencakup akurasi model dalam mendeteksi plat nomor kendaraan dan kemampuan model dalam mengenali karakter dalam plat nomor.

3.1 Analisis Pendeteksian Objek

Dalam penelitian ini, hasil deteksi plat nomor kendaraan yang dilakukan menggunakan metode YOLOv5. Akurasi model diperoleh dengan membandingkan hasil prediksi model dengan label sebenarnya pada *Dataset* uji. Hasil pelatihan menunjukkan nilai yang tinggi, dengan nilai precision rata-rata mencapai 0.992 terhadap nilai *recall*.

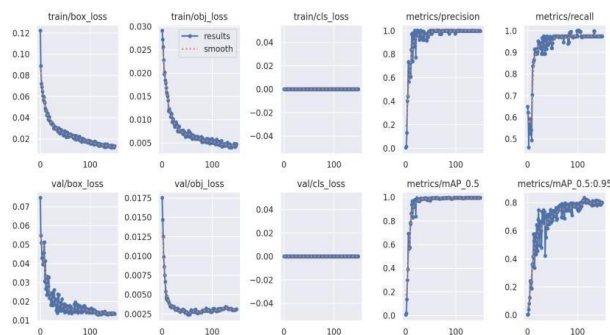


Gambar 3. Nilai *precision-recall curve*



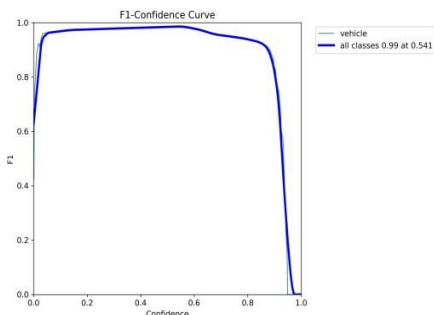
Gambar 4. Nilai *recall-confidence curve*

Pada gambar 3, ditunjukkan nilai *precision-recall curve* yang mengindikasikan performa model dalam mendeteksi objek dengan tepat. Nilai tertinggi rata-rata *recall* mencapai 1,00 pada nilai *confidence* 0,00 seperti yang terlihat pada gambar 4.

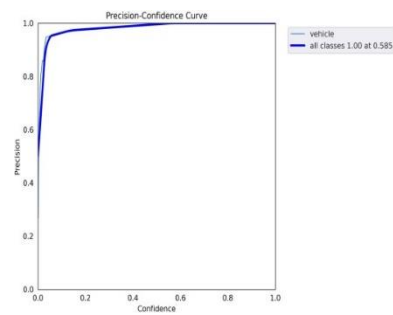


Gambar 5. Hasil evaluasi data *training*

Semua hasil dari pengujian disimpan di direktori *runs/detect/exp*. Pengujian dilakukan dengan menggunakan parameter *batch* = 16 dan *epoch* = 150, seperti yang terlihat pada gambar 5.

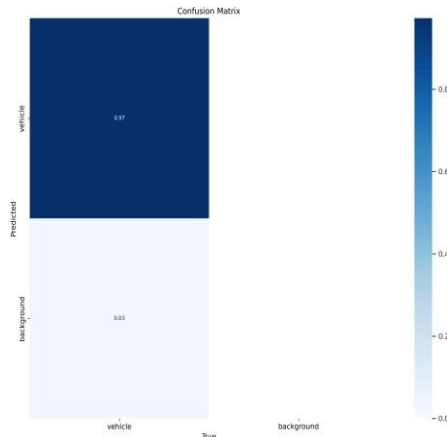


Gambar 6. Nilai *F1-confidence curve*



Gambar 7. Nilai *precision-confidence curve*

Pada gambar 6, puncak nilai F1 mencapai 0,99 dengan nilai *confidence* 0,541, sedangkan nilai *precision* mencapai 1,00 pada nilai *confidence* 0,585, seperti yang terlihat gambar 7.



Gambar 8. Confusion matrix



















Analisis hasil data dari pelatihan dengan menggunakan pendekatan *confusion matrix* dapat dilihat pada gambar 8. *Confusion matrix* adalah alat yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas. Matriks ini memberikan informasi tentang *true positives* (TP), *true negatives* (TN), *false positives* (FP), dan *false negatives* (FN), yang digunakan untuk menghitung metrik evaluasi lainnya seperti akurasi, *precision*, dan *recall*.

Pada tabel 2, ditunjukkan hasil analisis pelabelan deteksi plat nomor kendaraan bermotor beserta hasil akurasi pendeteksiannya. Tingginya akurasi menunjukkan bahwa model YOLOv5 mampu mendeteksi objek dengan baik dan konsisten. Akurasi yang tinggi menggambarkan tingkat keberhasilan model dalam mengenali dan mendeteksi plat nomor pada gambar yang diuji. Selain akurasi, metrik lain seperti *precision* dan *recall* juga penting untuk dipertimbangkan.

Precision adalah rasio prediksi positif yang benar (TP) terhadap total prediksi positif (TP + FP). Tingginya *precision* menunjukkan bahwa model jarang salah dalam mengidentifikasi plat nomor kendaraan. *Recall*, di sisi lain, adalah rasio prediksi positif yang benar (TP) terhadap total jumlah objek yang benar-benar positif (TP + FN). Tingginya *recall* menunjukkan bahwa model mampu menemukan hampir semua plat nomor yang ada dalam *Dataset*.

Tabel 2. Deteksi plat nomor kendaraan

Gambar Asli	Gambar Terdeteksi	Akurasi
		94%

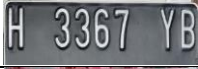







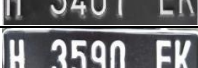



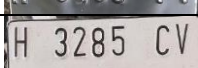
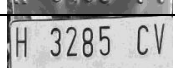






Gambar Asli	Gambar Terdeteksi	Akurasi
		94%
		94%
		94%
		93%
		90%
		91%
		94%
		94%
		85%

Interpretasi dari hasil ini adalah bahwa model YOLOv5 memiliki kinerja yang baik dalam mendeteksi plat nomor kendaraan bermotor. Akurasi yang tinggi menunjukkan keandalan model, sementara *precision* dan *recall* yang tinggi menegaskan bahwa model tidak hanya akurat dalam deteksi tetapi juga efisien dalam mengenali plat nomor yang sebenarnya ada. Data ini menjadi dasar untuk mengevaluasi kinerja model sebelum melangkah ke tahap selanjutnya, yaitu deteksi karakter pada objek.

3.2 Hasil Deteksi Karakter dalam Objek

Analisis hasil deteksi karakter dari objek menggambarkan proses memperoleh karakter dari data plat nomor, yang terdapat dalam tabel 3.

Tabel 3. Pembacaan karakter plat nomor kendaraan

Gambar Cropping	Gambar Grayscale	Karakter	Status
		OCR Result: H 3367 YB	True
		OCR Result: H 3716 UB	True
		OCR Result: H 7282 KK	False
		OCR Result: KH 2449 UB	False
		OCR Result: H 3407 EK	True
		OCR Result: H 3590 EK	True
		OCR Result: H 3459 PV	False
		OCR Result: H 3285 CV	True
		OCR Result: H 3944 GK	True
		OCR Result: H 3828 HB	True

Dari tabel 3 hasil pengujian di atas, terdapat sepuluh sampel gambar yang telah diuji, dan hasilnya disesuaikan dengan label yang seharusnya. Dari sepuluh gambar tersebut, tujuh di antaranya memiliki hasil deteksi yang sesuai dengan label sehingga dapat dikatakan *True* atau benar, sementara tiga gambar menghasilkan deteksi yang tidaksesuai sehingga dianggap *False* atau salah. Oleh karena itu, tingkat akurasi dari hasil pengujian yang dilakukan secara manual dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$Akurasi (\%) = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Total\ Jumlah\ Data} \times 100$$

Dengan menggantikan nilai-nilai yang ada, akurasi dapat dihitung sebagai berikut:

$$Akurasi (\%) = \frac{7}{10} \times 100$$

$$\text{Akurasi (\%)} = 70\%$$

Dengan demikian, hasil pengujian secara manual ini memiliki tingkat akurasi sebesar 70%, yang dapat diartikan bahwa dari sepuluh gambar yang diuji, tujuh di antaranya berhasil dideteksi dengan benar sesuai *label* yang seharusnya. Meskipun tiga gambar menghasilkan deteksi yang tidak sesuai, tingkat akurasi yang cukup tinggi tersebut menunjukkan bahwa model deteksi ini secara umum cukup handal dalam mengenali suatu objek.

Implikasi dari hasil ini menunjukkan bahwa model YOLOv5 yang digunakan untuk deteksi plat nomor memiliki performa yang memadai, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan dalam deteksi karakter. Hasil akurasi 70% menunjukkan bahwa model ini dapat menjadi dasar yang baik untuk pengembangan lebih lanjut dan peningkatan akurasi deteksi karakter. Evaluasi keseluruhan dari model deteksi plat nomor ini menunjukkan bahwa model ini sudah memiliki potensi yang baik, namun masih perlu dilakukan optimasi lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi dan keandalannya.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal penting sebagai berikut:

1. Metode YOLOv5 bekerja dengan baik untuk mendeteksi plat kendaraan motor dalam gambar. Hasil deteksi ditandai dengan adanya *bounding box* yang menunjukkan objek plat dengan nilai akurasi rata-rata sebesar 85%, namun nilai akurasi ini dapat bervariasi tergantung pada kondisi gambar seperti kualitas, pencahayaan, dan sudut pengambilan gambar.
2. Pembacaan karakter pada plat menggunakan *Tesseract OCR* mencapai akurasi sebesar 70%. Faktor-faktor yang mempengaruhi hasil ini termasuk kualitas gambar, resolusi, serta kejelasan dan jenis font yang digunakan pada plat nomor. Tingkat akurasi ini menunjukkan bahwa rancangan program ini memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengenali karakter pada plat kendaraan, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan.
3. Rancangan program ini dapat diterapkan dalam sistem pengenalan plat kendaraan untuk berbagai keperluan seperti sistem parkir otomatis, pengawasan lalu lintas, dan penegakan hukum. Implementasi ini menunjukkan potensi besar untuk aplikasi di dunia nyata.
4. Meskipun program ini sudah menunjukkan hasil yang baik, terdapat ruang untuk perbaikan. Kesalahan pembacaan karakter perlu diminimalisir untuk meningkatkan akurasi keseluruhan. Area spesifik yang perlu diperbaiki termasuk *preprocessing* gambar untuk meningkatkan kejelasan dan kontras, serta penerapan teknik peningkatan resolusi gambar. Metode lain yang dapat digunakan untuk perbaikan termasuk fine-tuning model YOLOv5 dan *Tesseract OCR* dengan *Dataset* yang lebih besar dan lebih beragam.
5. Tujuan penelitian untuk mendeteksi plat kendaraan dan membaca karakter pada plat tersebut dapat tercapai dengan hasil yang cukup memuaskan. Namun, optimalisasi lebih lanjut tetap diperlukan untuk mencapai performa yang lebih tinggi. Peningkatan

akurasi melalui teknik-teknik lanjutan akan memperkuat keandalan dan efisiensi sistem secara keseluruhan.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dibahas, berikut adalah beberapa saran untuk penelitian lanjut guna memperbaiki kekurangan dan meningkatkan hasil yang diperoleh:

1. Menambah jumlah dan variasi data pelatihan untuk meningkatkan akurasi dan robustitas model. Data tambahan yang bermanfaat termasuk gambar plat nomor dengan berbagai kondisi pencahayaan, sudut pandang, dan jenis kendaraan. Hal ini akan membantu model menjadi lebih generalisasi dan efektif dalam berbagai situasi nyata.
2. Menggunakan model YOLOv7 atau YOLOv8 yang memiliki peningkatan performa dalam hal kecepatan dan akurasi dibandingkan dengan YOLOv5. Kedua model ini telah menunjukkan hasil yang lebih baik dalam deteksi objek melalui peningkatan arsitektur jaringan dan teknik optimisasi yang lebih canggih.
3. Penerapan teknik pra-pemrosesan gambar seperti peningkatan kontras, *denoising*, dan penggunaan *filter* adaptif dapat membantu meningkatkan kejelasan gambar sebelum proses deteksi. Selain itu, menggunakan teknologi OCR yang lebih mutakhir, seperti EasyOCR atau CRNN (*Convolutional Recurrent Neural Network*), dapat meningkatkan akurasi dalam pembacaan karakter plat nomor.
4. Melakukan evaluasi model dengan lebih banyak metrik seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mendapatkan gambaran yang lebih komprehensif tentang kinerja model. Penggunaan validasi silang juga penting untuk memastikan keandalan dan stabilitas model di berbagai *subset* data.
5. Mengembangkan sistem yang terintegrasi dengan perangkat keras seperti kamera dan sistem pemrosesan *real-time* untuk aplikasi praktis. Melakukan uji coba di lapangan pada aplikasi seperti parkir otomatis dan pengawasan lalu lintas akan membantu mengidentifikasi tantangan praktis dan area yang perlu dioptimalkan lebih lanjut.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih ditujukan kepada ibu dan bapak dosen yang telah membimbing dan kepada seluruh penulis yang menjadi sumber referensi dalam penelitian dan penulisan jurnal ini. Terimakasih juga diucapkan kepada pihak Universitas Negeri Medan yang telah memberikan fasilitas dan dukungan selama proses penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2020). *YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection*. 1–17.
- Bushra, S. N., Shobana, G., Maheswari, K. U., & Subramanian, N. (2022). Smart Video

- Surveillance Based Weapon Identification Using Yolov5. *International Conference On Electronic Systems And Intelligent Computing*, 351–357.
- CaasperART, Hutagaol, Y., & Pradana, D. (2023). *Dataset plat nomor motor indonesia*. Kaggle.Com.
<https://www.kaggle.com/Datasets/caasperart/haarcascadeplatenumber?select=Dataset>
- Clausner, C., Antonacopoulos, A., & Pletschacher, S. (2020). Efcient and efective OCR engine training. *International Journal on Document Analysis and Recognition*, 23, 73–88.
- Diwan, T., Anirudh, G., & Tembhrune, J. V. (2022). Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, *Datasets and applications*. *Multimedia Tools and Applications*, 82, 9243–9275.
- Fauzan, M. R., & Wahyu W, A. P. (2021). Pendeteksian Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Algoritma You Only Look Once V3 Dan Tesseract. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, 8, 57–62.
- Husnan, Fatichah, C., & Dikairono, R. (2023). Deteksi Objek Menggunakan Metode Yolo dan Implementasinya pada Robot Bawah Air. *Jurnal Teknik ITS*, 12, 221–226.
- Illmawati, R., & Hustinawati. (2022). YOLO v5 untuk Deteksi Nomor Kendaraan di DKI Jakarta. *Ilmu Komputer Agri-Informatika*, 10, 32–43.
- Jocher, G. (2020). *Ultralytics YOLOV5*. Github.Com. <https://github.com/ultralytics/yolov5>
- Jonathan, M., Hafidz, M. T., Apriyanti, N. A., Husaini, Z., & Rosyani, P. (2023). Mendeteksi Plat Nomor Kendaraan dengan Metode YOLO (You Only Look Once) dan Single Shot Detector (SSD). *Jurnal Artificial Inteligent Dan Sistem Penunjang Keputusan*, 1, 105–111.
- Maleh, I. M. D., Teguh, R., Sahay, A. S., Okta, S., & Pratama, M. P. (2023). Implementasi Algoritma You Only Look Once (YOLO) Untuk Object Detection Sarang Orang Utan. *Jurnal Informatika*, 10, 19–27.
- Rahmawati, A. N., Wibowo, S. A., & Sunarya, U. (2021). Analisis Sistem Optical Character Recognition (OCR) Pada Dokumen Digital Menggunakan Metode Tesseract. *E-Proceeding of Engineering*, 8, 4777–4785.
- Rais, M. R., Utaminingrum, F., & Fitriyah, H. (2023). Sistem Pengenalan Plat Nomor Kendaraan untuk Akses Perumahan menggunakan YOLOv5 dan Pytesseract berbasis Jetson Nano. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7, 681–685.
- Usen, Y. A., & Hayat, C. (2023). Design And Build Vehicle Plate Detection System Using You Only Look Once Method Based On Android. *Jurnal Teknik Informatika*, 4, 807–818.