

Deteksi dan Pengenalan Dua Variasi Plat Nomor Kendaraan Bermotor di Indonesia Dengan Variasi Waktu dan Pencahayaan Memanfaatkan YOLO V8 dan CNN

Muhammad Rohmattullah Joyonegoro^{1,*}, Endang Setyati²

^{1,2}Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Institut Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya
Email: *

ABSTRACT

Vehicle license plates are one of the vehicle that one of the identity in Indonesia, and these identity are crucial for distinguishing one vehicle from another. License plates detection technology has been advancing, but it is still challenging to read license plates under poor weather conditions and lighting. This research aims to improve the accuracy and speed of license plate detection using YOLO version 8 for license plate detection and CNN for image-to-text extractions. The dataset used consists of 3000 images captured under various conditions (different angles, distances, weather conditions, and lighting). There are two models resulting from the training data : one model with images resized to 640x640 pixels and another model using original-sized images. The accuracy obtained from the dataset is 96.7% with an F1-Score of 0.99 at 0.590, demonstrating that YOLO version 8 method is superior to previous versions.

Keywords: *Vehicle Number Plate, YOLOV8, CNN.*

ABSTRAK

Plat nomor kendaraan merupakan salah satu identitas kendaraan di Indonesia, identitas tersebut sangat penting untuk mengidentifikasi kendaraan satu dengan yang lainnya. Teknologi deteksi plat nomor sudah mulai berkembang, namun sangat sulit untuk membaca plat nomor dengan kondisi cuaca dan pencahayaan yang kurang. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan kecepatan pada metode deteksi plat nomor, dengan menggunakan YOLO versi 8 sebagai deteksi plat nomor dan CNN untuk ekstraksi gambar menjadi teks. Dataset yang digunakan berjumlah 3000 gambar dengan berbagai kondisi pengambilan gambar (sudut kemiringan, jarak pengambilan gambar, kondisi cuaca, dan cahaya). Terdapat 2 model dari hasil data *training*, yaitu 1 model dengan gambar yang dikecilkan menjadi ukuran piksel 640x640 dan 1 model lainnya menggunakan gambar asli. Akurasi yang didapat dari dataset tersebut adalah 96.7% dengan F1-Score 0.99 at 0.590, hal ini membuktikan bahwa metode YOLO versi 8 lebih baik daripada versi sebelumnya.

Kata Kunci: Plat nomor kendaraan, YOLOv8, CNN.

1. Pendahuluan

Kemacetan lalu lintas akan menghambat pertumbuhan ekonomi dan meningkatkan biaya transportasi barang dan jasa. Selain itu, kendaraan tidak dapat mencapai tujuan dengan cepat karena kemacetan, yang hanya dapat bergerak sekitar 20–30 km/jam. Selain biaya transportasi, perusahaan juga harus menaikkan harga persediaan bahan baku. Akibatnya, keuntungan pengusaha berkurang [1].

Di masa perkembangan teknologi yang cepat ini, deteksi objek telah menjadi bidang penting dalam kecerdasan buatan dan visi komputer. Kemampuan komputer untuk mengidentifikasi dan mengenali objek dalam gambar dikenal sebagai objek deteksi [2]. YOLO (You Only Look Once) versi 8 adalah salah satu teknologi terbaik karena dapat mendeteksi objek dalam gambar dengan kecepatan dan akurasi yang luar biasa. Sebaliknya, pengenalan karakter dalam gambar bergantung pada Convolutional Neural Networks (CNN).

Beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan berbagai metode pengenalan plat nomor kendaraan seperti YOLO versi 5 dan juga CNN sebagai deteksi plat nomor, namun tantangan terbesar dalam mendeteksi plat nomor kendaraan ini adalah perubahan waktu dan pencahayaan. Hal ini termasuk perubahan pencahayaan saat kendaraan melintas di bawah sinar matahari yang terkadang silau, atau saat cuaca buruk yang menghasilkan kondisi pencahayaan yang suboptimal.

Berdasarkan uraian di atas, akan dijelaskan betapa pentingnya mengembangkan dan meningkatkan metode untuk mendeteksi dan mengidentifikasi plat nomor kendaraan bermotor yang dapat menangani variasi pencahayaan dan waktu di Indonesia. Diharapkan bahwa penggabungan keunggulan YOLO versi 8 dan CNN akan menghasilkan sistem yang lebih tahan lama dan responsif untuk beradaptasi dengan lingkungan yang berubah secara cepat. Diharapkan dapat membantu penegakan hukum, pengawasan kendaraan, ataupun keamanan lalu lintas.

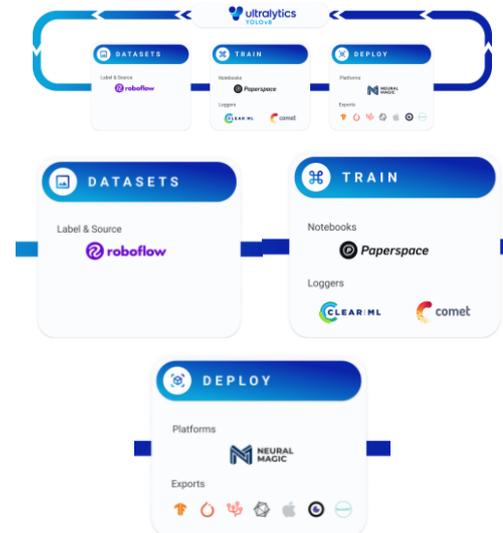
2. Tinjauan Pustaka

2.1. YOLOv8 by Ultralytics

YOLOv8 adalah model terbaru dari YOLO yang dikembangkan oleh Ultralytics, menciptakan perbedaan signifikan dengan YOLOv5 dalam hal arsitektur dan pengalaman pengembang. Sejak pertama kali diluncurkan pada tahun 2015, model YOLO menjadi terkenal karena keakuratannya yang tinggi dan ukuran model yang kecil [3].

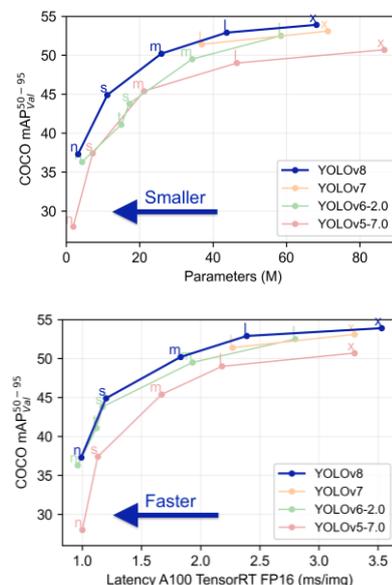
YOLOv8 menggunakan metode *framework* serbaguna yang dirancang untuk mencakup seluruh siklus hidup model Machine Learning, mulai dari pengambilan data dan pelatihan model hingga validasi, penyebaran, dan pelacakan di dunia nyata, seperti ditunjukkan pada

Gambar 1. Setiap mode melayani tujuan tertentu dan dirancang untuk memberikan fleksibilitas dan efisiensi yang dibutuhkan untuk tugas dan kasus penggunaan yang berbeda.



Gambar 1. Model YOLOv8 Oleh Ultralytics

Algoritma YOLOv8, seperti ditunjukkan oleh Gambar 2 adalah evolusi dari versi-versi YOLO sebelumnya yang berbasis CNN [4]. You Only Look Once (YOLO) adalah salah satu algoritma *object detection* yang mampu mendeteksi objek pada gambar atau video secara *real-time*. YOLO membagi gambar input menjadi *grid* dengan sel-sel tertentu. Setiap sel dalam *grid* memiliki tugas untuk memprediksi beberapa kotak penghalang, serta kemungkinan kelas objek yang dapat ditemukan di dalamnya [5].



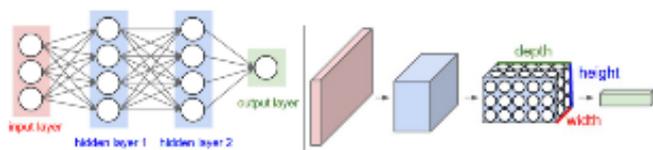
Gambar 2. Perbandingan Parameter YOLOv8 dengan versi yang lain

2.2. CNN

Convolutional Neural Network (CNN/ConvNet) adalah bagian dari *deep neural network* dalam bidang *deep learning*. *Deep neural networks* adalah jenis jaringan saraf tiruan yang biasanya digunakan dalam pengenalan dan pemrosesan gambar. Algoritma ini dibuat untuk menangani data piksel dan gambar visual.

Algoritma CNN memiliki neuron yang didesain untuk bekerja seperti *lobus frontal*, khususnya pada area *visual cortex* di otak manusia dan hewan. *Visual cortex* merupakan area yang bertanggung jawab untuk memproses informasi dalam bentuk rangsangan visual. Hal ini membuat CNN cukup efektif dalam pemrosesan gambar dibanding algoritma neural network lainnya.

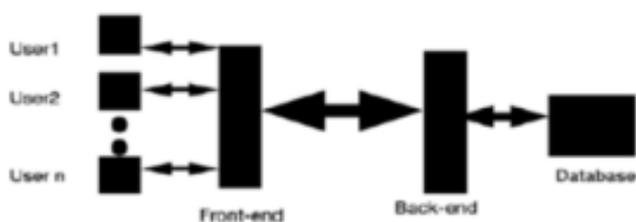
Tidak seperti neural network biasa, lapisan pada algoritma CNN memiliki neuron yang diatur dalam 3 dimensi yaitu *width*, *height*, dan *depth*, seperti pada Gambar 3. Parameter *depth* mengacu pada dimensi ketiga dari fungsi aktivasi, dan bukan kedalaman neural network ataupun jumlah dari total layer dalam jaringan.



Gambar 3. Arsitektur CNN

2.3. Framework Flask

Standar aplikasi semakin dibutuhkan karena keterlibatan teknologi yang semakin kompleks. Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan kerangka kerja dalam pengembangan aplikasi web.[6]



Gambar 4. Desain dari Aplikasi Web

Pada gambar 4 menunjukkan ilustrasi mengenai *framework* aplikasi web yang terbagi menjadi tiga bagian utama yaitu frontend, backend, database.

Ada banyak *framework* yang dapat dikembangkan untuk penerapan aplikasi web. Proses pembuatan aplikasi web menjadi lebih kaya dan interaktif berkat dukungan ribuan pengembang, salah satunya adalah *Framework Flask*.

Flask adalah kerangka kerja web bersifat mikro yang ditulis dalam bahasa pemrograman Python dan

sangat mudah digunakan untuk pemula karena tingkat kompleksitasnya yang rendah[7].

2.3. Penelitian Terkait

Topik terkait pengimplementasian YOLOv8 dan CNN pada penelitian sebelumnya terdapat pada YOLO V5 untuk Deteksi Nomor Kendaraan di DKI Jakarta [8], Objek yang digunakan berjumlah 25 video dengan masing-masing durasi yaitu 1 menit dan memiliki resolusi 1080p 30fp. Dataset yang digunakan dalam melatih model YOLO v5 adalah dataset yang didapatkan dari situs dataset terbuka yaitu www.kaggle.com dengan kata kunci pencarian yaitu “Indonesian Plate Number” berjumlah 406 citra.

Pendeteksi Plat Nomor Kendaraan Bermotor Berbasis Algoritma YOLO (You Only Look Once) Menggunakan Kamera CCTV [9], Hasil dari penelitian tersebut adalah jarak dan warna pada plat nomor mempengaruhi tingkat akurasi dari algoritma YOLO ini. Sehingga dibutuhkan perangkat CCTV yang memadai untuk mengambil video dengan jelas sehingga plat nomor dapat terbaca.

Number plate recognition on vehicle using YOLO – Darknet [10], sementara untuk model yang diperoleh dari data dengan preprocessing, dataset dengan efek yang terganggu atau intensitas warna yang ditingkatkan menghasilkan nilai akurasi pengenalan plat nomor tertinggi sebesar 88%, dengan akurasi pengenalan karakter sebesar 97,6%.

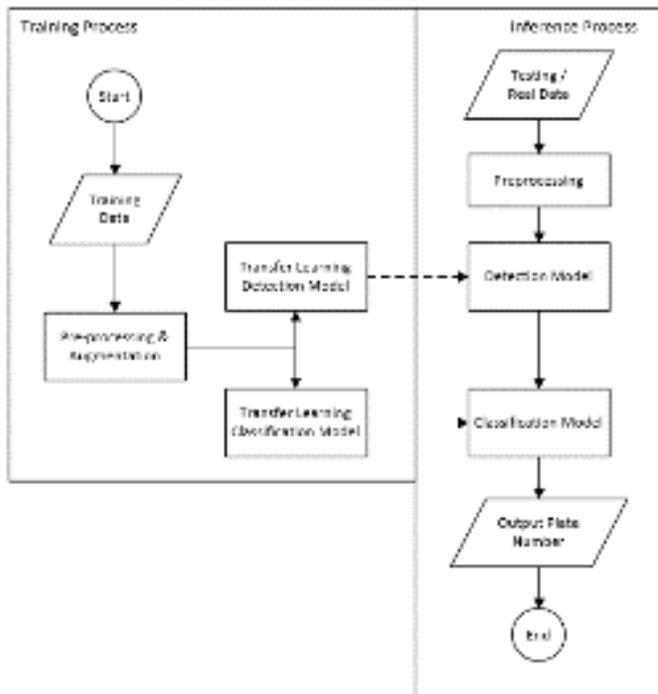
Vehicle and Plate Detection for Intelligent Transport Systems: Performance Evaluation of Models YOLOv5 and YOLOv8 [11], YOLOv5 dan YOLOv8 dievaluasi berdasarkan matriks confusion terkait kinerja dalam mengklasifikasi dan mengidentifikasi kendaraan dan plat nomor. Matriks yang diukur adalah Akurasi, *Precision*, *Recall*, F1-Skor, dan *Specificity*. Dalam konteks ini, plat nomor sesuai dengan kelas 0, dan kelas 1.

License Plate Recognition System Based on Improved YOLOv5 and GRU[12]. Dataset plat nomor yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset pada parkir perkotaan China dalam skala besar yang merupakan Open Source, CCPD dan beberapa gambar data kendaraan yang dikumpulkan oleh peneliti sendiri, dengan total data 12.500 gambar. Gambar-gambar dalam dataset ini berukuran 1160x720 pixel dan mengandung gambar dari berbagai lingkungan yang kompleks, seperti pencahayaan yang terang, langit berawan, cahaya redup, plat nomor yang kotor, miring, dan lain-lain. Sehingga membentuk dataset yang beragam dan cukup banyak factor penentu deteksi pada plat nomor yang di teliti.

Berdasarkan beberapa penelitian di atas dapat menjadi acuan untuk penelitian ini terkait implementasi YOLOv8 dan CNN dalam deteksi plat nomor kendaraan.

3. Metode

Pada bagian metode menjabarkan mengenai pemilihan dataset dan proses desain sistem.



Gambar 5. Arsitektur Penelitian

Pada Gambar 5 terdapat 2 proses utama pada penelitian ini yaitu *training process* dan *inference process*. Pada *training process*, model akan menjalani proses *training* dengan menggunakan dataset *training*, sedangkan pada *inference process* model yang telah dilakukan *training* akan dievaluasi hasil dan performanya menggunakan dataset *testing* atau pengujian.

Dalam penelitian ini menggunakan algoritma YOLOv8 dengan *transfer learning* yang memungkinkan model untuk menggunakan informasi yang telah melalui proses train sebelumnya (*pre-trained*) [13].

3.1. Pemilihan Dataset

Gambar plat nomor kendaraan bermotor diambil menggunakan kamera. Dataset berisi gambar kendaraan plat nomor berwarna hitam dan putih, dengan variasi pencahayaan waktu dan kondisi cuaca yang berbeda-beda. Jumlah dataset yang diambil berjumlah 3000 gambar.

3.2. Preprocessing

Dalam *preprocessing* gambar, dilakukan split dataset menjadi dataset *training* dan dataset validasi. Gambar yang diakuisisi akan melalui serangkaian tahapan *preprocessing*, termasuk:

- Penghilangan noise dan peningkatan kualitas gambar.
- Normalisasi gambar ke skala abu-abu.

- Penyempurnaan (*enhancement*) gambar untuk memperjelas plat nomor.

Untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat dari arsitektur model CNN yang telah dibuat, Anda harus menentukan nilai parameter yang paling cocok.

Tujuan menentukan parameter ini adalah untuk membandingkan model CNN yang paling cocok untuk penelitian ini berdasarkan pengaruh nilai tingkat pembelajaran dan jumlah epoch.

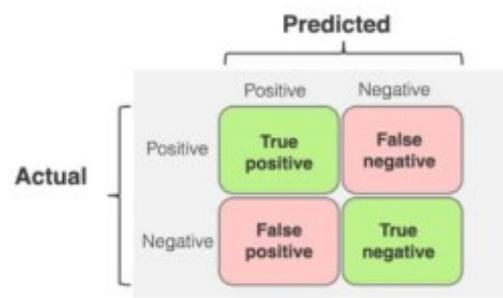
3.3. Training Dataset YOLOv8

Dalam melakukan *training* dataset, adapun *training* model YOLOv8 adalah sebagai berikut :

- Menghitung loss yang mencerminkan sejauh mana prediksi model mendekati anotasi
- Dilakukan optimasi model untuk mengurangi loss dengan berbagai metode yang cocok
- Saat pelatihan berlangsung dilakukan selama beberapa *epoch* (siklus pelatihan) hingga model konvergen atau mencapai kerja yang memadai

3.4. Evaluasi dan Pengujian Deteksi

Untuk menilai performa model *Machine Learning*, prediksi dari klasifikasi aktual dan yang diprediksi disajikan melalui *confusion matrix* seperti pada Gambar 6, untuk mendapatkan hasil *precision*, *recall*, mAP, dan F1-Score [14].



Gambar 6. Confusion Matrix

Untuk mengetahui *precision*, dihitung seberapa banyak prediksi positif yang benar-benar positif dari total prediksi positif yang dibuat oleh model [15].

Precision berguna karena menunjukkan seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan kasus sebagai positif. Semakin presisi model, semakin sedikit kesalahan positif yang dihasilkannya. Namun, presisi dan *recall* harus dipertimbangkan bersama.

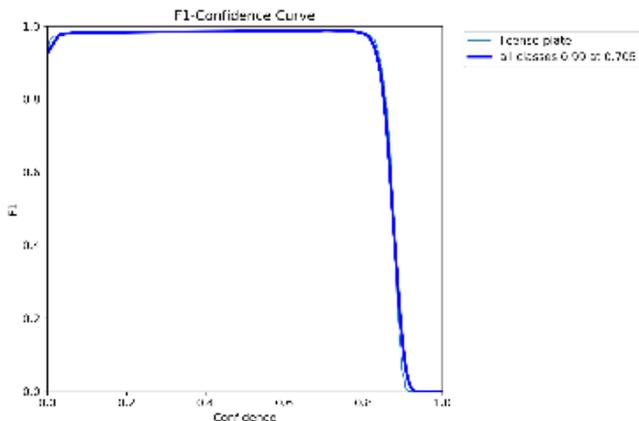
4. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini dilakukan 2 kali pengujian, yaitu menggunakan gambar dengan menggunakan kamera *handphone* ukuran 8MP dengan jarak pengambilan gambar mulai dari 1 Meter, 3 Meter, dan 10 Meter. Serta menggunakan video sebagai deteksi real

time. Detail video yang digunakan dalam adalah sebagai berikut:

1. Video berformat .MP4 yang diambil menggunakan kamera handphone ukuran 8MP
2. Resolusi video yang digunakan adalah 1080P dengan 60FPS
3. Setiap video memiliki durasi selama 1 menit.

Hasil dari *training* model YOLO versi 8 didapatkan Grafik F1-Score pada Gambar 7.

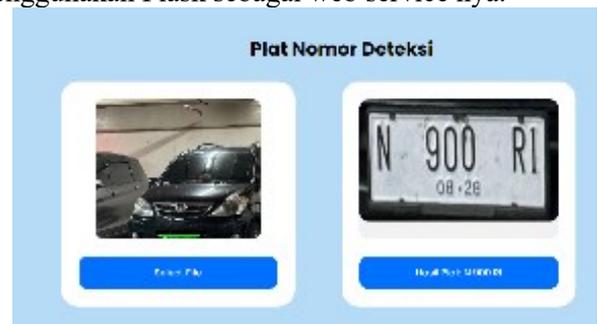


Gambar 7. F1-Score

Analisis grafik menunjukkan nilai kepercayaan rendah (0.0 hingga sekitar 0.1), F1-Score meningkat tajam. Ini menunjukkan bahwa model mulai mendeteksi banyak objek dengan akurasi yang semakin tinggi. Dibagian tengah grafik, F1-Score tetap hampir konstan dan mendekati nilai maksimum (sekitar 1.0). Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall* untuk berbagai nilai kepercayaan. Pada nilai kepercayaan yang sangat tinggi (sekitar 0.9 hingga 1.0), F1-Score menurun tajam. Hal ini dikarenakan ketika ambang batas kepercayaan terlalu tinggi, model mungkin menjadi terlalu konservatif dan hanya membuat prediksi ketika sangat yakin, yang mengurangi *recall*.

Dalam interpretasi optimal F1-Score maksimum adalah 0.99 pada kepercayaan 0.705 menunjukkan bahwa pada nilai kepercayaan ini, model mencapai keseimbangan terbaik antara *precision* dan *recall*. Hal ini berarti bahwa pada kepercayaan sekitar 70.5% model memberikan kinerja deteksi plat nomor yang paling akurat. Terjadi *trade-off* pada *Precision* dan *Recall*, bagian tengah grafik yang stabil menunjukkan bahwa untuk sebagian besar nilai kepercayaan, model mempertahankan kinerja yang baik. Penurunan di ujung kanan grafik menunjukkan batasan di mana kepercayaan terlalu tinggi mengurangi *recall*, meskipun *precision* mungkin tetap tinggi.

Hasil dari penelitian ini berupa UI dengan menggunakan Flask sebagai web service nya.



Gambar 8. Web desain plat nomor

Pada Gambar 8, peneliti membuat *user interface* untuk memudahkan user mengupload gambar sehingga hasil ekstraksi plat nomor kendaraan dapat dibaca dengan mudah. Adapun detail hasil dari penelitian ini ditampilkan pada Tabel 1, Tabel 2, Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 1. Pengujian Plat Nomor Jarak 1 – 3 Meter

Gambar Plat Kendaraan	Karakter terbaca	Akurasi
	 N 900 RI	100 %
	 L 1738 NJ	100%
	 L 1175 CAK	100%
	 B 1970 SSW	100%
	 DK 1449 CL	100%
	 AD 8693 AS	100 %
	 BK 1765 FC	100%

Dari hasil yang didapat pada jarak 1-3 Meter, didapatkan persentase keberhasilan sebesar 100%.

Tabel 2. Pengujian Plat Nomor Kondisi Cuaca Mendung

Gambar Plat Kendaraan	Karakter terbaca	Akurasi
	L 1522 OP	100%
	B 2278 BZT	100%
	9 2787 BOH	87%
	B 1153 BTG	100%
	L 1073 EC	100%
	T 1607 FW	100%
	H 8913 WX	100%

Dari hasil yang didapat pada uji coba di kondisi sore hari, didapatkan persentase keberhasilan sebesar 85%. Terdapat plat nomor yang memiliki huruf tidak utuh sehingga mempengaruhi pada pembacaan karakter.

Tabel 3. Pengujian Plat Nomor Kendaraan Kondisi Malam Hari

Gambar Plat Kendaraan	Karakter terbaca	Akurasi
	AG 1358 FO	100%
	L 1902 ACC	100%
	L 1240 KC	100%

	L 1738 NJ	100%
	W 1825 XK	100%
	L 1765 A	100%
	S 1210 MB	100%

Dari hasil yang didapat pada uji coba di kondisi malam hari, didapatkan persentase keberhasilan sebesar 100%.

Tabel 4. Pengujian Plat Nomor Kendaraan Sudut Pandang Atas

Gambar Plat Kendaraan	Karakter terbaca	Akurasi
	N 1658 ABA	100%
	N 1797 FK	100%
	N 1332 HY	100%
	W 1266 RQ	100%
	8 1040 JO	75%
	N 1255 KN	100%
	L 1730 HG	100%

Dari hasil yang didapat pada uji coba plat nomor dengan sudut pandang dari atas, didapatkan persentase keberhasilan sebesar 85%.

5. Kesimpulan

Setelah dilakukan pengujian terhadap penelitian ini, maka dapat diambil kesimpulan bahwa deteksi plat nomor menggunakan YOLO v8 dan CNN sudah cukup

bagus dengan tingkat keberhasilan rata2 92.5% pada kondisi optimal cuaca cerah dan plat nomor putih. Sudut pandang dari pengambilan gambar dan kondisi plat nomor kendaraan mempengaruhi hasil dari deteksi plat nomor tersebut.

Untuk penelitian berikutnya, diharapkan menggunakan lebih banyak variasi dataset plat nomor yang di ambil dari sudut pandang yang berbeda (Dari atas). Dan menambahkan preprocessing khusus untuk plat nomor hitam pada kondisi cuaca malam hari.

6. Daftar Pustaka

- [1] S. Sadya, "Kendaraan Di Indonesia Pada 2022," *Data Indonesia*, 2023. <https://DataIndonesia.Id/Sektor-Riil/Detail/Polri-Catat-15251-Juta-Kendaraan-Di-Indonesia-Pada-2022> (Accessed Jul. 31, 2023).
- [2] F. Indaryanto, A. Nugroho, And A. F. Suni, "Aplikasi Penghitung Jarak Dan Jumlah Orang Berbasis Yolo Sebagai Protokol Kesehatan Covid-19," *Edu Komputika Journal*, Vol. 8, No. 1, Pp. 31–38, Jun. 2021, Doi: 10.15294/Edukomputika.V8i1.47837.
- [3] Ihsanudin And Ahadi Ayu, "Penerapan *Framework* Flask Pada Machine Learning Dalam Memprediksi Umur Transformer" *Jurnal Konvergensi*, Vol 19 No 2, 2023.
- [4] N. E. Budiyanta, M. Mulyadi, And H. Tanudjaja, "Sistem Deteksi Kemurnian Beras Berbasis Computer Vision Dengan Pendekatan Algoritma Yolo," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan It*, Vol. 6, No. 1, Pp. 51–55, Jan. 2021, Doi: 10.30591/Jpit.V6i1.2309.
- [5] A.E. Wijaya, W. Swastika, And O.H.Kelana, "Implementasi Transfer Learning Pada Convolutional Neural Network Untuk Diagnosis Covid-19 Dan Pneumonia Pada Citra X-Ray," *Sainsbertek Jurnal Ilmiah Sains & Teknologi*, Vol. 2, No. 1, Pp. 10–15, Sep. 2021, Doi: 10.33479/Sb.V2i1.125.
- [6] K. Khairunnas, E. M. Yuniarno, And A. Zaini, "Pembuatan Modul Deteksi Objek Manusia Menggunakan Metode Yolo Untuk Mobile Robot," *Jurnal Teknik Its*, 2021, [Online]. Available: [Http://Ejurnal.Its.Ac.Id/Index.Php/Teknik/Article/View/61622](http://Ejurnal.Its.Ac.Id/Index.Php/Teknik/Article/View/61622)
- [7] A. Verma, C. Kapoor And A. Sharma, "Web Application Implementation With Machine Learning," California, 2021.
- [8] I. Reezky And Hustinawati, "Yolo V5 Untuk Deteksi Nomor Kendaraan Di Dki Jakarta Yolo V5 For Vehicle Plate Detection In Dki Jakarta," 2023. [Online]. Available: [Www.Kaggle.Com](http://www.kaggle.com)
- [9] K. Khotimah, M. T. Alawiy, And B. M. Basuki, "Pendeteksi Plat Nomor Kendaraan Bermotor Berbasis Algoritma Yolo (You Only Look Once) Menggunakan Kamera Cctv," Vol. 1, No. 1, Pp. 1–8, 2023.
- [10] B. Setiyono, D. A. Amini, And D. R. Sulistyaningrum, "Number Plate Recognition On Vehicle Using Yolo - Darknet," *J. Phys. Conf. Ser.*, Vol. 1821, No. 1, 2021, Doi: 10.1088/1742-6596/1821/1/012049.
- [11] M. Henrique Fonseca Afonso *Et Al.*, "Vehicle And Plate Detection For Intelligent Transport Systems: Performance Evaluation Of Models Yolov5 And Yolov8," No. August, 2023, Doi: 10.13140/Rg.2.2.11022.95042.
- [12] H. Shi And D. Zhao, "License Plate Recognition System Based On Improved Yolov5 And Gru," *Ieee Access*, Vol. 11, No. January, Pp. 10429–10439, 2023, Doi: 10.1109/Access.2023.3240439.
- [13] Yanto, Y., Aziz, F., & Irmawati, I. (2023). Yolo-V8 Peningkatan Algoritma Untuk Deteksi Pemakaian Masker Wajah. *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*,7(3), 1437–1444.
- [14] G. Zeng, "On The Confusion Matrix In Credit Scoring And Its Analytical Properties," *Commun Stat Theory Methods*, Vol. 49, No. 9, Pp. 2080–2093, May 2020, Doi: 10.1080/03610926.2019.1568485.
- [15] M. Grandini, E. Bagli, And G. Visani, "Metrics For Multi-Class Classification: An Overview," Aug. 2020.