

Deteksi Multi Wajah pada Ruang Terbuka Menggunakan YOLOv8

Multi Face Detection in Open Spaces Using YOLOv8

Muhammad Dausyaf Aryandha¹⁾, Rohman Dijaya²⁾, Yulian Findawati³⁾, Azmuri Wahyu Azinar⁴⁾

¹⁾Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

²⁾Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

*Email Penulis Korespondensi: muhammaddausyaf@gmail.com¹⁾, rohman.dijaya@umsida.ac.id²⁾

Abstract. This research introduces A facial recognition system utilizing YOLOv8, an advanced deep learning framework known for its cutting-edge performance model recognized for its high real-time detection speed and accuracy in outdoor settings. The dataset integrates CCTV recordings from SMK YPM 8 Sidoarjo and samples from the WIDER Face Dataset, which have been annotated, augmented, and trained via Roboflow. The process includes image preprocessing to minimize noise, precise bounding box labeling, and model training on Google Colab using pretrained YOLOv8n weights. Evaluation emphasizes detection precision, inference time, precision-recall effectiveness, and resilience to lighting fluctuations and environmental disturbances. The results affirm YOLOv8's strength in accurately detecting faces under dynamic scenarios, although its performance may decline under intense lighting or non-frontal face positions. This system shows promising use cases in security, identity verification, and AI-powered monitoring. Future work may focus on advanced data augmentation and hyperparameter tuning. The findings validate YOLOv8's advancements over its predecessors, aiding the progress of intelligent surveillance systems in public areas.

Keywords – CCTV, Outdoor Surveillance, Real-Time Detection, YOLOv8

Abstrak. Penelitian ini menyajikan sistem deteksi wajah berbasis YOLOv8, sebuah model deep learning canggih yang dikenal unggul di kecepatan dan akurasi deteksi secara real-time pada lingkungan luar ruangan. Dataset yang digunakan merupakan gabungan dari rekaman video CCTV SMK YPM 8 Sidoarjo dan sampel dari dataset WIDER Face, yang telah melalui proses anotasi, augmentasi data, serta pelatihan model menggunakan Roboflow. Proses penelitian mencakup pra-pemrosesan gambar untuk mereduksi noise, pelabelan bounding box yang akurat, dan pelatihan model di Google Colab dengan bobot YOLOv8n yang telah dilatih sebelumnya. Evaluasi dilakukan terhadap akurasi deteksi, kecepatan inferensi, performa recall-precision, serta ketahanan terhadap perubahan pencahayaan dan gangguan lingkungan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa YOLOv8 memiliki kemampuan mendeteksi wajah secara tepat pada kondisi yang berubah-ubah meskipun masih terdapat kendala pada pencahayaan ekstrem dan posisi wajah yang tidak menghadap kamera. Sistem ini menunjukkan potensi besar dalam aplikasi keamanan, verifikasi identitas otomatis, dan sistem pengawasan berbasis AI. Pengembangan ke depan diarahkan pada teknik augmentasi data yang lebih baik dan penyetelan hyperparameter. Penelitian ini secara empiris membuktikan peningkatan kinerja YOLOv8 dibandingkan versi sebelumnya dan mendukung pengembangan sistem monitoring cerdas di area publik.

Kata Kunci – CCTV, Pengawasan Luar Ruangan, Pendeteksian Real-Time, YOLOv8

I. PENDAHULUAN

Dokumen ini Pengenalan wajah adalah salah satu elemen penting dalam bidang *computer vision*, yang memiliki berbagai penerapan seperti pada sistem keamanan, otentikasi Identitas serta interaksi manusia dengan mesin. Inovasi teknologi ini dimotivasi oleh kebutuhan terhadap sistem pengenalan otomatis mampu bekerja dengan akurasi tinggi, kecepatan, dan konsistensi. Namun, berbagai hambatan seperti perbedaan pencahayaan, ragam faktor seperti ekspresi wajah, sudut kamera, dan noise pada gambar masih menjadi tantangan utama dalam meningkatkan akurasi deteksi waja [1]. Seiring pesatnya perkembangan deep learning, bermunculan algoritma-algoritma deteksi objek yang dirancang khusus untuk mengatasi tantangan tersebut. Salah satu teknik yang paling sering digunakan adalah YOLO (You Only Look Once), sebuah arsitektur deteksi objek realtime yang sangat efisien. YOLO menekankan kecepatan pemrosesan tanpa mengorbankan akurasi yang tetap kompetitif. Versi sebelumnya, YOLO versi 7 telah terbukti memiliki kinerja yang unggul dalam mendeteksi wajah dan masker, melebihi metode dua tahap seperti Faster R-CNN dalam hal kecepatan, dan memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan model satu tahap sebelumnya. Dari segi kecepatan, sekaligus menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan model satu tahap generasi sebelumnya. Pembaruan signifikan seperti peningkatan pada bagian head dan backbone menjadikan YOLOv7 lebih andal untuk berbagai skenario aplikasi [2].

Seiring dengan kemajuan YOLOv8 sebagai teknologi hadir dengan versi terbaru yang menawarkan komputasi dan peningkatan signifikan dalam hal akurasi serta efisiensi, YOLOv8 dirancang dengan arsitektur yang lebih modern

dan pendekatan optimasi fungsi loss yang jauh efisien, memungkinkan kinerja lebih baik dalam kondisi lingkungan yang menantang, sehingga mampu merespons berbagai kondisi lingkungan, termasuk pencahayaan kurang baik, posisi wajah non-frontal, hingga gangguan dari latar belakang. Kemampuan YOLOv8 dalam mengolah Gambar yang menyeluruh dengan akurasi tinggi menjadikannya ideal untuk digunakan dalam sistem CCTV dan pemantauan langsung [3].

Berbagai penelitian terdahulu telah memperlihatkan keandalan YOLOv5 dan YOLOv7 untuk deteksi wajah dalam kondisi lingkungan yang beragam. Namun demikian, kajian terkait performa YOLOv8, khususnya dalam mendeteksi wajah di lingkungan yang dinamis, masih terbatas [3]. Berdasarkan hal tersebut. Tujuan penelitian ini adalah menutupi kekosongan tersebut melalui pengujian performa YOLOv8 pada kondisi riil, sekaligus membandingkannya dengan YOLOv7 untuk memperoleh pemahaman yang lebih baik tentang keunggulan dan keterbatasan masing-masing model.

Implementasi sistem dilakukan dengan mengambil data secara langsung dari tangkapan kamera CCTV untuk menciptakan skenario yang menyerupai kondisi aktual. Variasi lingkungan seperti pencahayaan rendah, sudut pengambilan gambar yang ekstrem, serta penambahan gangguan buatan (noise) digunakan untuk menguji ketahanan model terhadap berbagai tantangan lingkungan [4]. Dataset yang diperoleh kemudian dimanfaatkan untuk mengevaluasi dan melatih kedua model, dengan menitikberatkan pada kecepatan inferensi, metrik akurasi, serta daya tahan terhadap gangguan visual.

Fokus utama penelitian adalah mengembangkan program deteksi wajah berbasis YOLOv8 yang menonjol di hal kecepatan dan akurasi, serta memiliki daya tahan lebih baik di berbagai kondisi lingkungan [5]. Penelitian ini diharapkan memberikan dampak penting pada pengembangan sistem keamanan berbasis kecerdasan buatan, autentikasi identitas otomatis, dan pemantauan perilaku manusia secara langsung [6].

II. METODE

A. Bentuk Penelitian

Penelitian menggunakan pendekatan deep learning dalam proses deteksi wajah, yang mencakup seluruh tahapan mulai dari proses pengumpulan data hingga tahap evaluasi model.

B. Langkah-Langkah Penelitian

Dataset

Data utama dalam penelitian ini diperoleh dari rekaman kamera CCTV yang berlokasi di SMK YPM 8 Sidoarjo, terdiri dari 18 klip video dengan durasi 30 detik per klip. Pemilihan frame rate 3 fps diterapkan untuk mempertahankan kualitas deteksi optimal, mengingat penggunaan frame rate lebih tinggi justru berpotensi mengurangi akurasi deteksi akibat fluktuasi minimal antar frame. Sebagai komparasi, penelitian ini juga mengintegrasikan 150 sampel Data wajah pada WIDER Face Dataset dijadikan tolok ukur standar. Semua data kemudian melalui proses pelabelan menggunakan platform Roboflow dengan menandai bounding box pada area wajah pada masing frame. Tahap prapemrosesan meliputi reduksi noise dan klasifikasi objek wajah. Dataset akhir yang telah terstruktur kemudian dimanfaatkan untuk melatih arsitektur YOLOv8 [7].

Tahap Prapemrosesan

Proses penyiapan data meliputi beberapa langkah:

1. Pelabelan Data

Tahap Proses anotasi menciptakan bounding box untuk setiap wajah yang terdapat dalam dataset, yang kemudian dijadikan ground truth selama proses melatih model berlangsung [8]. Dataset ini dibagi secara proporsional menjadi 3 bagian, yaitu data validasi, pelatihan, dan pengujian [9].

2. Augmentasi

Proses augmentasi diterapkan dengan tujuan untuk meningkatkan variasi dan keberagaman pada data latih, sehingga model dapat lebih robust dalam mengenali objek dari berbagai kondisi. Hal ini dicapai melalui penerapan sejumlah transformasi gambar, seperti yang dijelaskan berikut ini

Tabel 1. Teknik Augmentasi Data

Augmentasi	Keterangan
Rotate	pemutaran gambar sebesar 10°
Kemiringan (Shear)	Transformasi gambar dengan kemiringan 4°
Penyesuaian Kecerahan	Variasi intensitas cahaya dalam rentang $\pm 15\%$ dari nilai asli
Flip Horizontal	Pembalikan gambar secara menyamping pemutaran gambar sebesar 10°

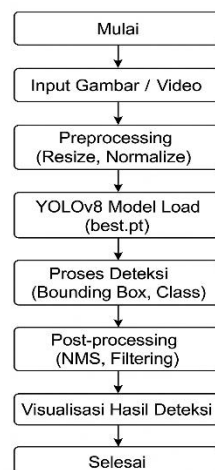
Transformasi data yang dilakukan bertujuan untuk memperkuat ketahanan model dengan menghasilkan beragam variasi sintetis dari data gambar asli, sehingga model dapat belajar dari berbagai kemungkinan representasi visual.

3. Tahap Persiapan Data

Preprocessing mencakup serangkaian langkah penting yang saling terkait. Penyaringan noise dilakukan untuk mengeliminasi gangguan visual dan mempertahankan fitur-fitur kunci yang relevan. Selanjutnya, standarisasi dimensi dilaksanakan dengan mengkonversi semua gambar ke resolusi tetap 640×640 piksel sesuai kebutuhan arsitektur YOLOv8 [10]. Tahap normalisasi data kemudian menyelaraskan skala dan karakteristik seluruh gambar untuk memastikan stabilitas proses konvergensi selama pelatihan.

Pelatihan Model YOLOv8

Untuk memberikan pemahaman yang komprehensif tentang mekanisme deteksi YOLOv8, berikut disajikan diagram alur yang mengilustrasikan tahapan pemrosesan dari masukan gambar hingga menghasilkan keluaran deteksi:

**Gambar 1.** Flowchart YOLOv8

Selain flowchart proses deteksi YOLOv8, berikut disajikan contoh implementasi kode yang digunakan untuk pelatihan model deteksi wajah real-time dalam lingkungan terbuka:

```

import cv2
from ultralytics import YOLO
#Memuat model terlatih
model = YOLO('yoloNew2.pt')
#Membuka sumber video
video_input = cv2.VideoCapture("trimsVideo/clip_480-510.mp4")
video_output = cv2.VideoWriter("output/outputBaru1.mp4",

```

```

cv2.VideoWriter_fourcc(*"mp4v"),
30.0,
(int(video_input.get(3)), int(video_input.get(4))))
while True:
    ner, frame = video_input.read()
    if not ner:
        break;
    #Proses deteksi wajah
    detections = model.predict(frame, verbose=False)
    result_frame = detections[0].plot()
    #Penyimpanan dan tampilan hasil
    video_output.write(result_frame)
    cv2.imshow("Hasil Deteksi Wajah", result_frame)
    if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
        break
    video_input.release()
    video_output.release()
    cv2.destroyAllWindows()

```

Kode di atas merepresentasikan implementasi final sistem deteksi wajah berbasis YOLOv8 yang memproses input video CCTV dan menghasilkan output visual dengan bounding box pada area wajah yang terdeteksi.

1. Model Pra-Terlatih (Pretrained Model)

Penelitian memanfaatkan arsitektur YOLOv8n (nano) dengan inisialisasi bobot dari YOLOv8n.pt yang sebelumnya telah dilatih menggunakan dataset ImageNet [11]. Pendekatan transfer learning ini mempercepat konvergensi model karena kemampuan ekstraksi fitur visual dasar yang sudah terbentuk.

2. Konfigurasi Pelatihan

Proses training dilaksanakan pada lingkungan Google Colab dengan spesifikasi berikut:

Tabel 2. Konfigurasi Training Model YOLOv8

Parameter	Nilai
Arsitektur Model	YOLOv8n.pt
Jumlah Iterasi Pelatihan (epoch)	100 siklus pelatihan
Ukuran Batch	8 sampel per iterasi
Resolusi	640 x 640 px

3. Proses Training Model

Pelatihan model dilakukan menggunakan dataset yang telah melalui tahapan preparasi meliputi pelabelan bounding box manual, augmentasi data untuk variasi sampel, serta normalisasi dan standarisasi gambar [12]. Selama proses pelatihan, bobot model terus diperbarui secara iteratif berdasarkan perhitungan fungsi kerugian, dengan validasi berkala menggunakan dataset terpisah hingga mencapai 100 siklus pelatihan penuh.

Model secara bertahap mengembangkan kemampuannya dalam mengenali karakteristik wajah melalui proses pembelajaran yang berkesinambungan. Dalam setiap siklus pelatihan, model menyesuaikan parameter internalnya berdasarkan hasil prediksi terhadap data validasi, sekaligus mempelajari variasi pola wajah dalam berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang. Pemantauan performa dilakukan secara otomatis melalui antarmuka Ultralytics yang menyediakan visualisasi metrik evaluasi dalam bentuk grafik interaktif.

Parameter teknis seperti ukuran batch dan penjadwalan learning rate dioptimalkan untuk menjaga stabilitas proses pelatihan. Pengaturan batch size yang tepat memungkinkan manajemen memori yang efisien selama proses training berlangsung, sementara learning rate adaptif membantu model mencapai konvergensi yang optimal.

Untuk menentukan konfigurasi pelatihan yang paling efektif, dilakukan serangkaian eksperimen dengan variasi jumlah siklus pelatihan. Tiga skenario yang diuji mencakup pelatihan dasar (50 epoch), pelatihan standar (100 epoch), dan pelatihan ekstensif (150 epoch). Hasil komparatif ketiga pendekatan ini memberikan insight mengenai trade-off antara durasi pelatihan dan akurasi model, sebagaimana terlihat dalam tabel evaluasi performa yang disajikan berikut ini [13].

Tabel 3. Perbandingan Hasil Evaluasi Model pada Variasi Jumlah Epoch

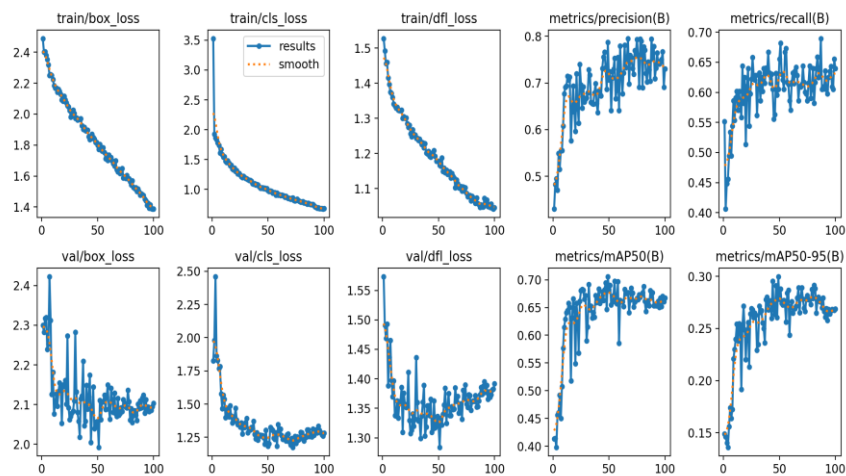
Epoch	Precision	Recall	mAp 0.5
50	70.62%	59.00%	66.91%
100	75.73%	61.20%	74.85%
150	76.66%	60.54%	65.14%

Berdasarkan evaluasi ketiganya, epoch ke-100 dipilih karena memberikan keseimbangan antara precision, recall, dan akurasi deteksi (mAP). Meskipun epoch ke-150 menunjukkan precision lebih tinggi, namun penurunan nilai mAP dan peningkatan validation loss menunjukkan adanya indikasi overfitting. Oleh karena itu, konfigurasi epoch ke-100 digunakan sebagai model akhir dalam penelitian ini. Model ini kemudian digunakan sebagai arsitektur final untuk implementasi sistem deteksi wajah dalam penelitian

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pelatihan

Langkah-langkah pelatihan YOLOv8 dilakukan dengan memanfaatkan dataset yang telah dilengkapi anotasi. Selama pelatihan berlangsung, sistem otomatis menghasilkan berbagai output berupa visualisasi dan metrik evaluasi kinerja model. Salah satu hasil penting yang diperoleh adalah grafik perkembangan performa model yang merekam kemajuan selama fase validasi dan pelatihan [14].



Gambar 2. Hasil Evaluasi Model YOLOv8

Proses pelatihan menghasilkan berbagai grafik yang menampilkan perkembangan akurasi deteksi, nilai loss, serta metrik precision dan recall selama pelatihan berlangsung. Grafik-grafik ini memperlihatkan tren penurunan nilai loss

Seiring berjalannya siklus epoch, model menunjukkan bahwa model berhasil memahami pola dalam dataset dengan efektif. Di sisi lain, metrik precision dan recall juga mengalami peningkatan yang konsisten, mengindikasikan kemampuan model dalam mengidentifikasi objek secara akurat sekaligus meminimalkan kesalahan deteksi.

B. Proses Evaluasi Model

Evaluasi komprehensif dilakukan untuk menguji kemampuan YOLOv8 dalam mendeteksi multi-wajah dalam satu frame gambar. Penilaian performa ini menggunakan beberapa indikator kunci:

1. Precision dan Recall

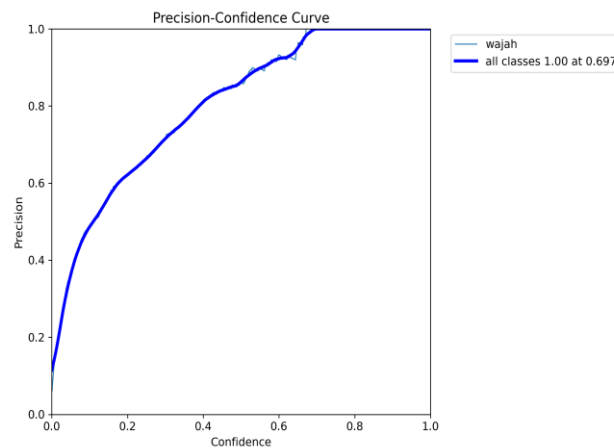
Metrik ini mengukur akurasi deteksi model dalam mengidentifikasi wajah. Precision merepresentasikan ketepatan deteksi, sementara recall menunjukkan kemampuan model menemukan seluruh instance wajah yang ada [15]. Keduanya dihitung menggunakan rumus berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

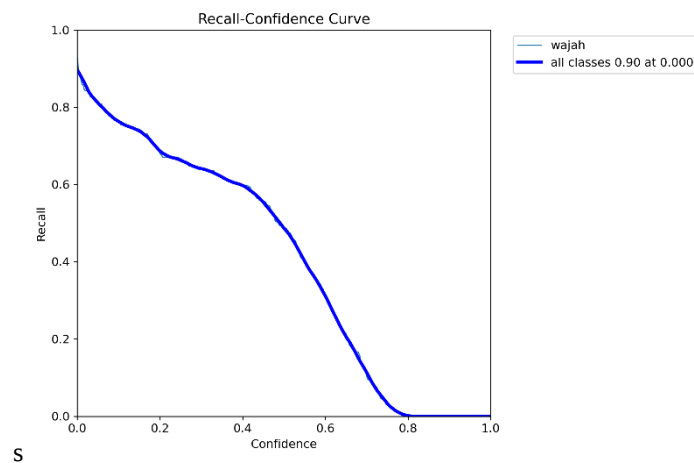
Dimana

- FP = False Positive (Dimana model salah mendeteksi)
- FN = False Negative (Dimana model gagal mendeteksi wajah yang sebenarnya ada)
- TP = True Positive (Dimana terdeteksi dengan benar)



Gambar 3. Precision

Hasil evaluasi pada Gambar 2 menunjukkan model mencapai precision optimal mendekati 1.00 pada confidence threshold 0.717, mengindikasikan tingkat akurasi deteksi yang sangat tinggi. Nilai ini membuktikan bahwa deteksi wajah yang dihasilkan model pada tingkat kepercayaan tersebut memiliki validitas kelas yang tepat, terutama ketika confidence threshold ditetapkan lebih tinggi dimana model bekerja lebih selektif dalam mengidentifikasi objek.

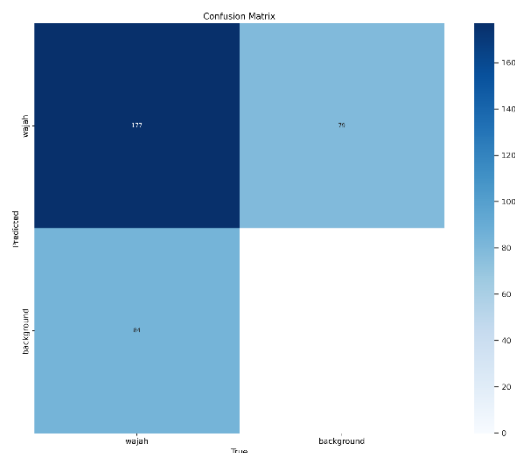


Gambar 4. Recall

Pada Gambar 3 memperlihatkan hubungan antara nilai recall dan tingkat confidence. Teramati bahwa nilai recall mencapai puncaknya sebesar 0.90 ketika confidence threshold berada pada 0.00. Namun, terjadi tren penurunan recall seiring dengan peningkatan nilai confidence. Fenomena ini mengindikasikan bahwa model memiliki sensitivitas deteksi yang tinggi pada tingkat kepercayaan rendah, tetapi menjadi semakin selektif dan ketat dalam mengidentifikasi wajah saat threshold confidence dinaikkan,

2. Confusion Matrik

Confusion matrik berfungsi untuk merepresentasikan kinerja model untuk melakukan klasifikasi terhadap setiap kelas yang ada. Pada (Gambar 4), ditampilkan jumlah pada prediksi yang benar maupun salah yang dilakukan oleh model untuk masingmasing kelas wajah yang dianalisis.



Gambar 5. Confusion Matrik

Confusion matrix pada Gambar 4 memberikan gambaran rinci tentang performa klasifikasi model untuk setiap kelas wajah. Matriks ini mencatat 79 prediksi benar, namun juga mengungkapkan 84 kesalahan klasifikasi dimana wajah salah diidentifikasi sebagai background. Tingkat akurasi yang tampak tinggi dalam matriks berasal dari proses normalisasi dan tidak merepresentasikan akurasi aktual secara keseluruhan.

Model menunjukkan keterbatasan dalam mengenali kelas wajah, dengan 84 kasus salah klasifikasi sebagai background. Tantangan ini wajar mengingat kompleksitas deteksi wajah di lingkungan luar ruangan yang meliputi variasi pencahayaan, pose wajah yang beragam, serta kemiripan tekstur antara wajah dan latar belakang. Walau akurasi kelas face mencapai 75%, model telah mendemonstrasikan dengan kemampuan itu cukup baik dalam mempelajari pola dasar

C. Pembahasan

Hasil analisis visual pada proses validasi dan pelatihan menunjukkan bahwa penerapan YOLOv8 berhasil mendeteksi wajah secara efektif di area luar ruangan. Seperti terlihat pada Gambar 6, bahwa model berhasil menghasilkan bounding box yang presisi mengelilingi objek wajah target sesuai dengan kelas yang benar, menunjukkan tingkat akurasi yang memadai untuk aplikasi praktis.



Gambar 6. Proses Pelatihan Model

Proses validasi melalui perbandingan visual antara hasil prediksi (Gambar 7) dan ground truth (Gambar 8) menunjukkan bahwa model secara umum mampu mengidentifikasi objek-objek utama dengan baik. Namun, masih terdapat beberapa ketidaksempurnaan berupa kesalahan klasifikasi minor serta munculnya deteksi ganda pada beberapa area tertentu. Hasil ini mengindikasikan bahwa model telah mencapai kemampuan deteksi dasar yang memadai, meskipun masih memerlukan penyempurnaan untuk mengurangi kesalahan-kesalahan kecil tersebut.



Gambar 7. Hasil Prediksi Validasi



Gambar 8. Label Kebenaran Data Validasi (Ground Truth)

Secara keseluruhann, model yang dikembangkan telah berhasil memenuhi kriteria dasar sebagai sistem deteksi wajah yang berfungsi secara efektif. Untuk mendorong peningkatan kinerja di tahap selanjutnya, diperlukan upaya optimasi melalui peningkatan kualitas serta jumlah data pelatihan, penambahan Keberagaman keadaan lingkungan dalam set data dan penerapan teknik augmentasi yang lebih canggih. Hasil penelitian ini mengindikasikan untuk arsitektur YOLOv8 memiliki potensi besar dalam pengembangan sistem deteksi wajah pada ruang terbuka, dengan peluang peningkatan lebih lanjut guna mencapai akurasi yang lebih maksimal ke depannya.

V. SIMPULAN

Implementasi YOLOv8 dalam penelitian ini berhasil mendemonstrasikan kemampuan yang efektif untuk mendeteksi objek wajah manusia di lingkungan luar ruangan. Meskipun sebagian hasil prediksi masih menunjukkan tingkat confidence yang bervariasi, secara keseluruhan model mencapai tingkat akurasi yang memenuhi ekspektasi. Temuan ini mengkonfirmasi bahwa arsitektur YOLOv8 telah beroperasi secara fungsional, namun masih terbuka peluang peningkatan melalui tiga aspek utama: penerapan teknik augmentasi data yang lebih kompleks, optimasi hyperparameter secara lebih presisi, serta ekspansi dataset dengan variasi yang lebih kaya. Potensi pengembangan YOLOv8 sebagai inti sistem pemantauan cerdas di area publik sangat menjanjikan, baik untuk aplikasi keamanan maupun solusi pengawasan berbasis kecerdasan buatan yang lebih canggih di masa depan.

REFERENSI

- [1] N. Hidayat, S. Wahyudi, and A. A. Diaz, "Individual Recognition Through Face Identification Using the You Only Look Once (YOLOv5) Method," *E-prosiding Semin. Nas. Mat. Geom. Stat. Dan Komputasi*, pp. 85–98, 2022, [Online]. Available: <https://magestic.unej.ac.id/>
- [2] R. Gelar Guntara, "Pemanfaatan Google Colab Untuk Aplikasi Pendeteksian Masker Wajah Menggunakan Algoritma Deep Learning YOLOv7," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 5, no. 1, pp. 55–60, 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i1.750.
- [3] Y. Yanto, F. Aziz, and I. Irmawati, "Yolo-V8 Peningkatan Algoritma Untuk Deteksi Pemakaian Masker Wajah," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 3, pp. 1437–1444, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.7047.
- [4] R. Illmawati and Hustinawati, "YOLO v5 untuk Deteksi Nomor Kendaraan di DKI Jakarta," *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 10, no. 1, pp. 32–43, 2022.

- [5] R. N. Zakaria, R. Wulanningrum, and A. B. Setiawan, "Penerapan Segmentasi Wajah Menggunakan YOLOv8 Untuk Presensi Mata Kuliah," *Agustus*, vol. 8, pp. 2549–7952, 2024.
- [6] L. Satya, M. R. D. Septian, M. W. Sarjono, M. Cahyanti, and E. R. Swedia, "Sistem Pendeteksi Plat Nomor Polisi Kendaraan Dengan Arsitektur YOLOv8," *Sebatik*, vol. 27, no. 2, pp. 753–761, 2023, doi: 10.46984/sebatik.v27i2.2374.
- [7] A. A. Rasjid, B. Rahmat, and A. N. Sihananto, "Implementasi YOLOv8 Pada Robot Deteksi Objek," *J. Technol. Syst. Inf.*, vol. 1, no. 3, p. 9, 2024, doi: 10.47134/jtsi.v1i3.2969.
- [8] M. Abdurahman Kamil and Y. Mitha Djaksana, "Perbandingan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Dan Algoritma You Only Look Once (Yolo) Untuk Deteksi Wajah Comparison of Convolutional Neural Network (Cnn) Algorithm and You Only Look Once (Yolo) Algorithm for Facial Detection," *Jiic J. Intelek Insa. Cendikia*, vol. 1, no. 9, pp. 4866–4876, 2024, [Online]. Available: <https://jicnusantara.com/index.php/jiic>
- [9] D. J. Marcelleno and M. P. K. Putra, "Performance Evaluation of YOLOv8 in Real-Time Vehicle Detection in Various Environmental Conditions," *J. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 269–279, 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.1.3916.
- [10] N. Akbar and A. Rahman, "Pengaruh Image Size pada Penghitung Jumlah Orang Dalam Ruangan Menggunakan Metode YOLOv8," *J. Algoritma*, vol. 5, no. 2, pp. 176–187, 2025, doi: 10.35957/algoritme.v5i2.9035.
- [11] B. C. L. Adiatma, E. Utami, and A. D. Hartanto, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Deep Convolutional Neural Network," *Explore*, vol. 11, no. 2, p. 75, 2021, doi: 10.35200/explore.v11i2.478.
- [12] D. P. Pamungkas, I. Yanuartanti, and D. Erwanto, "Sistem Pendeteksi Identitas Dengan Pengenalan Wajah Menggunakan YOLO," no. 38, 2024.
- [13] M. B. Laili *et al.*, "Implementasi Sistem Pendeteksi Buku dengan YOLOv8," vol. 8, pp. 35–43.
- [14] R. Dijaya, I. Anshory, R. A. Sukmono, and A. R. Fajaresta, "Facial Fatigue Detection in High-Risk Occupational Environments: Leveraging YOLOv4 for Enhanced Worker Safety," *2023 1st Int. Conf. Adv. Eng. Technol. ICONNIC 2023 - Proceeding*, pp. 356–361, 2023, doi: 10.1109/ICONNIC59854.2023.10468037.
- [15] A. Ramdan *et al.*, "Implementasi Deteksi Objek Real-Time Sebagai Media Edukasi dengan Algoritma YOLOv8 pada Objek Sampah kota, limbah makanan, limbah (Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Dengan memanfaatkan Artificial Intelligence, kita dapat menciptakan menurut B)," *J. SAINTEKOM Sains, Teknol. KOMputer, dan Manaj.*, vol. 14, no. 2, pp. 142–153, 2024, [Online]. Available: <https://ojs.stmikplk.ac.id/index.php/saintekom/article/view/638>

Conflict of Interest Statement:

The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.