



Komparasi Metode *You Only Look Once* Versi 8 (Yolov8) untuk Sistem Deteksi Gender Berdasarkan Citra Wajah

Anis Fakhriyyah¹, Wiwit Agus Triyanto², Pratomo Setiaji³

^{1,2,3} Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus

Article Info:

Dikirim: 3 Mei 2025

Direvisi: 17 Mei 2025

Diterima: 5 Juni 2025

Tersedia Online: 30 Juni 2025

Penulis Korespondensi:

Anis Fakhriyyah

Program Studi Sistem Infromasi,
Faakultas Teknik, Universitas Muria
Kudus

Email: 202153030@std.umk.ac.id

Abstrak: Perkembangan teknologi dan kemudahan akses data mendorong peningkatan kebutuhan sistem berbasis kecerdasan buatan, terutama dalam bidang pengolahan citra wajah. Data wajah menjadi salah satu jenis data personal yang mudah diperoleh dan banyak digunakan dalam penelitian, terutama dalam identifikasi gender secara otomatis. Identifikasi ini bersifat efisien, non-invasif, cocok diterapkan pada sistem digital untuk meningkatkan keamanan dan pengalaman pengguna. Salah satu metode yang efektif untuk deteksi wajah dan klasifikasi gender secara real-time adalah YOLO (*You Only Look Once*). Pada penelitian ini nantinya menggunakan metode *You Only Look Once* versi 8 (YOLOv8) untuk pendeteksian objek dengan mengimplementasikan tiga sub versi didalamnya yaitu nano (YOLOv8n), small (YOLOv8s), medium (YOLOv8m) untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan gender berdasarkan citra wajah. Setiap subversi memiliki karakteristik tersendiri dalam hal kecepatan, akurasi, dan kebutuhan komputasi. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa ketiganya untuk memperoleh model deteksi gender yang paling optimal. Dengan pendekatan ini diharapkan dapat mendukung pengembangan sistem cerdas yang mampu mengidentifikasi jenis kelamin secara otomatis dan akurat.

Kata kunci: Image Processing, YOLOv8, Deteksi Gender

Abstract: The development of technology and ease of data access encourages an increase in the need for artificial intelligence-based systems, especially in the field of facial image processing. Facial data is one type of personal data that is easy to obtain and widely used in research, especially in automatic gender identification. This identification is efficient, non-invasive, suitable for application in digital systems to improve security and user experience. One effective method for detecting faces and gender classification in real-time is YOLO (*You Only Look Once*). This study will use the *You Only Look Once* version 8 (YOLOv8) method for object detection by implementing three sub-versions in it, namely nano (YOLOv8n), small (YOLOv8s), medium (YOLOv8m) to detect and classify gender based on facial images. Each subversion has its own characteristics in terms of speed, accuracy, and computational requirements. This study aims to compare the performance of the three to obtain the most optimal gender detection model. This approach is expected to support intelligent development systems that are able to identify gender automatically and accurately.

Keywords: Image Processing, YOLOv8, Gender Detection

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah membawa perubahan signifikan dalam berbagai aspek kehidupan, termasuk transformasi layanan konvensional menjadi sistem digital yang lebih praktis dan efisien [1]. Peningkatan kualitas perangkat keras dan kemampuan komputasi turut mendorong terciptanya sistem pintar yang mendukung otomatis dalam berbagai bidang. Salah satu contohnya dapat ditemukan pada layanan pemesanan tiket transportasi, seperti aplikasi Access by KAI yang memungkinkan pengguna memilih kursi berdasarkan jenis kelamin. Inovasi ini hadir untuk meningkatkan rasa aman, khususnya bagi penumpang perempuan, namun pada praktiknya masih terdapat keterbatasan dalam hal validasi data terutama jika hanya mengandalkan informasi dari identitas kependudukan.

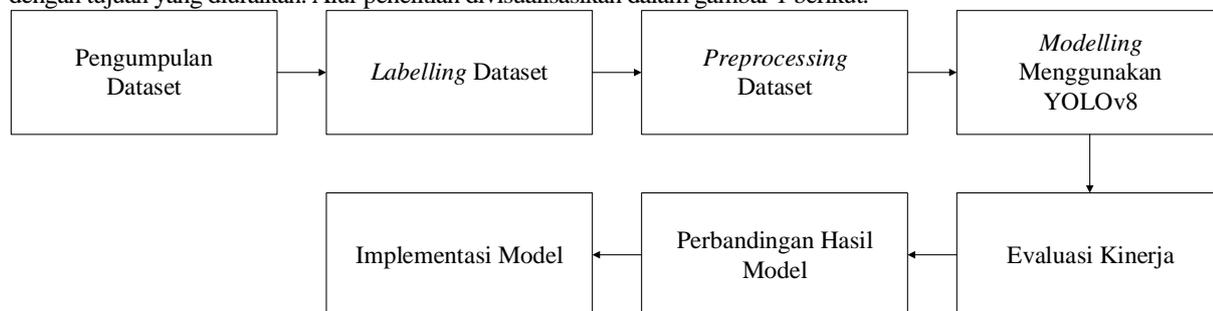
Ketergantungan pada data identitas yang bersifat administrasi seperti NIK dapat menimbulkan kesalahan dalam proses klasifikasi, terutama jika data tidak sinkron atau terjadi kesalahan input. Kondisi ini mendorong perlunya pendekatan alternatif yang berbasis visual, seperti pendeteksian gender melalui citra wajah. Teknologi pengolahan citra (*image processing*) menjadi salah satu ruang lingkup yang sedang berkembang dalam bidang analisis data, karena telah banyak digunakan oleh para peneliti di berbagai bidang, termasuk ilmu lingkungan, medis, pertanian, hingga transportasi [2]. Penggunaan citra wajah memiliki keunggulan karena bersifat unik, mudah diakses, serta dapat dianalisis menggunakan teknik pemrosesan citra digital dan pembelajaran mesin. Teknologi ini memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi perbedaan karakter wajah secara otomatis, mulai dari bentuk rahang hingga struktur tulang pipi, guna mendukung proses klasifikasi jenis kelamin secara lebih akurat dan efisien.

Seiring meningkatnya kebutuhan akan sistem verifikasi yang cepat dan tepat dalam berbagai platform digital, metode identifikasi berbasis wajah menjadi solusi yang semakin relevan. Penggunaan algoritma seperti YOLO (*You Only Look Once*) memberikan keunggulan dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek secara real-time [3]. Versi terbaru dari algoritma ini, yaitu YOLOv8 menawarkan fleksibilitas lebih dalam mendeteksi objek tanpa bergantung pada ukuran kotak pembatas tertentu. Dengan struktur jaringan yang efisien dan kemampuan prediksi yang tinggi, YOLOv8 menjadi kandidat kuat dalam pengembangan sistem deteksi gender, apalagi ditambah dengan ketersediaan berbagai subversi model seperti YOLOv8n, YOLOv8s, dan YOLOv8m yang masing-masing memiliki karakteristik berbeda [4].

Meski begitu, penggunaan teknologi ini tetap menghadapi sejumlah tantangan, seperti ketersediaan data pelatihan yang representatif, potensi bias dalam klasifikasi wajah, serta risiko kesalahan pada proses prediksi. Selain itu, integrasi sistem semacam ini kedalam aplikasi nyata harus mempertimbangkan aspek keamanan dan etika, terutama menyangkut data biometrik pengguna. Oleh karena itu penelitian ini dilakukan untuk menganalisis dan mengembangkan sistem deteksi gender berbasis citra wajah menggunakan metode YOLOv8, dengan tujuan mengevaluasi kinerja masing-masing versi model serta mengidentifikasi kendala yang mungkin dihadapi selama proses penerapan sistem.

2. METODOLOGI PENELITIAN

YOLO (*You Only Look Once*), yang merupakan algoritma dengan keandalan mengklasifikasikan objek secara real-time [5]. Algoritma YOLO ini banyak dimanfaatkan di banyak bidang karena memiliki struktur yang khas dan efisiensi dalam komputasinya, terutama dalam melakukan prediksi kelas dan lokasi objek secara bersamaan [6]. Penelitian pengklasifikasian gender menggunakan *You Only Look Once* versi 8 (YOLOv8) merupakan pengembangan dari algoritma deteksi objek berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dirancang sebagai solusi dalam mendeteksi objek secara efisien. Algoritma ini menggabungkan proses *preprocessing*, konvolusi citra, reduksi dimensi, hingga klasifikasi secara efisien dalam satu kerangka kerja yang terintegrasi [7]. Sehingga terdapat beberapa tahapan untuk memberikan hasil sesuai dengan tujuan yang diuraikan. Alur penelitian divisualisasikan dalam gambar 1 berikut.



Gambar 1. Tahapan penelitian

2.1 Pengumpulan Dataset

Pada tahap awal dilakukan pengumpulan data wajah secara langsung dari beberapa narasumber dengan mengumpulkan gambar wajah individu melalui pengambilan foto secara langsung maupun pengumpulan manual dari sumber pribadi yang memberikan izin. Data tersebut digunakan untuk memastikan keberagaman karakteristik wajah yang mendukung model deteksi gender secara lebih akurat. Selain itu data wajah diperoleh dari sumber

terbuka (*open-source*) yang tersedia secara publik seperti dari *platform kaggle*. Dataset ini berisi gambar wajah dengan label gender yang sudah tersedia yang kemudian digunakan sebagai bagian utama dalam pelatihan model deteksi gender.

2.2 Labelling Dataset

Pelabelan dilakukan secara otomatis dengan metode deteksi wajah Haar Cascade yang tersedia di OpenCV. Informasi gender diambil langsung dari nama file, dengan angka 0 untuk laki-laki dan 1 untuk perempuan. Algoritma Haar Cascade digunakan untuk menemukan area wajah setelah gambar diubah ke format abu-abu untuk mempermudah deteksi. Setiap gambar memiliki satu wajah pertama yang ditemukan, yang digunakan untuk anotasi. Selanjutnya, koordinasi bounding box hasil deteksi diubah ke format YOLO, yang mencakup nilai relatif terhadap dimensi gambar, termasuk posisi tengah (x, y) dan ukuran area wajah (lebar dan tinggi) seperti pada gambar 2. Setelah anotasi selesai, hasilnya disimpan dalam file teks.txt dengan nama yang sama dengan gambar dan ditempatkan dalam direktori label. Sementara itu, gambar yang telah diproses juga disalin ke dalam folder gambar sebagai pasangan data dan label. Metode otomatis ini membuat proses pelabelan menjadi lebih cepat, konsisten, dan sesuai untuk dataset yang lebih besar.



Gambar 2. Labelling data

2.3 Preprocessing Data Menggunakan YOLO

Tahap *preprocessing* data dilakukan dengan memisahkan dataset ke dalam folder terstruktur, yaitu direktori gambar dan label untuk pelatihan (train) serta untuk validasi (val). Untuk memastikan sistem pelatihan YOLO dapat membedakan gambar wajah dan file labelnya, setiap gambar dipindahkan ke direktori yang sesuai. Setelah pemisahan selesai, file konfigurasi dibuat dalam format YAML yang berisi lokasi direktori gambar, jumlah kelas (nc), dan label untuk kelas "Laki-laki" dan "Perempuan". Konfigurasi ini akan digunakan oleh YOLO untuk melakukan pelatihan model dengan baik. YOLO menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk melakukan identifikasi visual. CNN dapat mengidentifikasi elemen penting dari gambar wajah, seperti bentuk rahang, struktur tulang pipi, dan alis. Fitur-fitur ini dimanfaatkan untuk membedakan karakteristik wajah laki-laki dan perempuan, sehingga memungkinkan model dalam mengklasifikasikan gender secara cepat dan akurat.

2.4 Modeling Menggunakan Yolov8

Pelatihan dan perbandingan dilakukan terhadap tiga subversi algoritma YOLOv8, YOLOv8n (*nano*), YOLOv8s (*small*), dan YOLOv8m (*medium*). YOLOv8n memiliki ukuran model paling ringan dan cocok untuk perangkat dengan sumber daya terbatas [8], sedangkan YOLOv8s dirancang untuk kecepatan pemrosesan yang lebih tinggi[9], dan YOLOv8m menawarkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi serta mampu mendeteksi objek kecil dalam latar kompleks [10]. Setiap model dilatih dengan konfigurasi parameter yang seragam dan direferensikan sebagai sumber data yang terpisah untuk pelatihan dan validasi dalam file "dataset.yaml." Pelatihan dilakukan dengan menggunakan pustaka *Ultralytics*. Untuk menentukan model yang paling cocok untuk mengklasifikasikan gender berdasarkan gambar wajah, hasil pelatihan dari ketiga model akan digunakan sebagai dasar untuk perbandingan.

2.5 Evaluasi Kinerja

Pada tahap evaluasi sistem deteksi gender menggunakan YOLOv8 meliputi beberapa matrik evaluasi yaitu *precision*, *recall*, *F1-score* dan *Mean Average Precision* (mAP). Metrik tersebut akan digunakan untuk mengukur seberapa baik model yang telah dilatih dapat mendeteksi jenis kelamin laki-laki dan perempuan serta seberapa konsisten model dalam melakukan prediksi.

a. *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \tag{1}$$

TP (*True Positive*) menunjukkan prediksi yang benar untuk contoh positif, TN (*True Negative*) menunjukkan prediksi yang benar untuk contoh negatif, FP (*False Positive*) menunjukkan prediksi yang salah untuk contoh negatif [11].

b. *Recall*

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \tag{2}$$

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi kasus positif secara akurat diantara semua kasus positif yang sebenarnya. TP (*True Positive*) menunjukkan prediksi yang benar untuk kelas positif di mana model berhasil mendeteksi positif, FN (*False Negative*) menunjukkan prediksi yang salah untuk kelas positif dimana model salah mendeteksi positif sebagai negatif [12].

c. *F1 score*

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Recall + Precision} \tag{3}$$

F1-score merupakan harmonisasi antara *precision* dan *recall*, yang memberikan gambaran yang lebih baik tentang kinerja model dibandingkan hanya menggunakan salah satu dari kedua matrik tersebut [13].

d. *Mean average precision*(mAP)

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{I=1}^N AP_i \tag{4}$$

mAP adalah matrik evaluasi yang sering digunakan dalam deteksi objek dan pengenalan gambar untuk mengukur kinerja model dalam hal presisi rata-rata dari *Average Precision* (AP) untuk semua kelas yang ada di dataset. Di mana N merupakan jumlah kelas dan AP(i) merupakan *Average Precision* untuk kelas ke-I [14].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah kombinasi sukses antara pengoptimal dan algoritma pelacakan objek, dilakukan studi eksperimental model YOLO. Bagian ini menyajikan temuan dan pembahasan analisis eksperimental dataset wajah yang digunakan dalam penelitian ini. Bagian ini menyajikan analisis terperinci dari empat metrik standar untuk mengevaluasi dataset wajah, yaitu: mAP, *precision*, *recall*, dan skor F1.

3.1 Hasil

Proses deteksi gender yang didasarkan pada citra wajah sangat menantang, terutama ketika dihadapkan pada perbedaan ekspresi wajah, pencahayaan yang tidak konsisten, berbagai sudut pandang, dan kemungkinan oklusi sebagian wajah. Untuk memastikan hasil deteksi yang akurat, data gambar harus memiliki kualitas visual yang cukup baik agar sistem dapat dengan mudah mengidentifikasi dan memverifikasi fitur wajah. Data yang buram, gelap, atau terlalu kecil cenderung menghasilkan deteksi yang tidak optimal. Algoritma YOLOv8 dengan pendekatan kustomisasi digunakan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis kelamin berdasarkan fitur wajah. Dalam gambar, objek wajah dibagi menjadi dua kelas: laki-laki dan perempuan. Kelas-kelas ini ditandai dengan bounding box dan kategori. Fokus utama penelitian ini adalah membandingkan kinerja tiga subversi YOLOv8 berbeda: YOLOv8n lebih cepat dan ringan tetapi memiliki akurasi yang lebih rendah; YOLOv8s mengimbangi kecepatan dan ketelitian, dan YOLOv8m mampu memberikan akurasi yang lebih tinggi meskipun membutuhkan lebih banyak komputasi. Tujuan dari perbandingan ini adalah untuk menentukan versi mana yang paling cocok untuk mengklasifikasikan gender berdasarkan gambar wajah dari segi akurasi, kecepatan deteksi, dan efisiensi sumber daya. Hasil sampel deteksi dan prediksi gender dapat dilihat pada gambar 3-5.



Gambar 3. Hasil deteksi wajah YOLOv8n



Gambar 4. Hasil deteksi wajah YOLOv8s

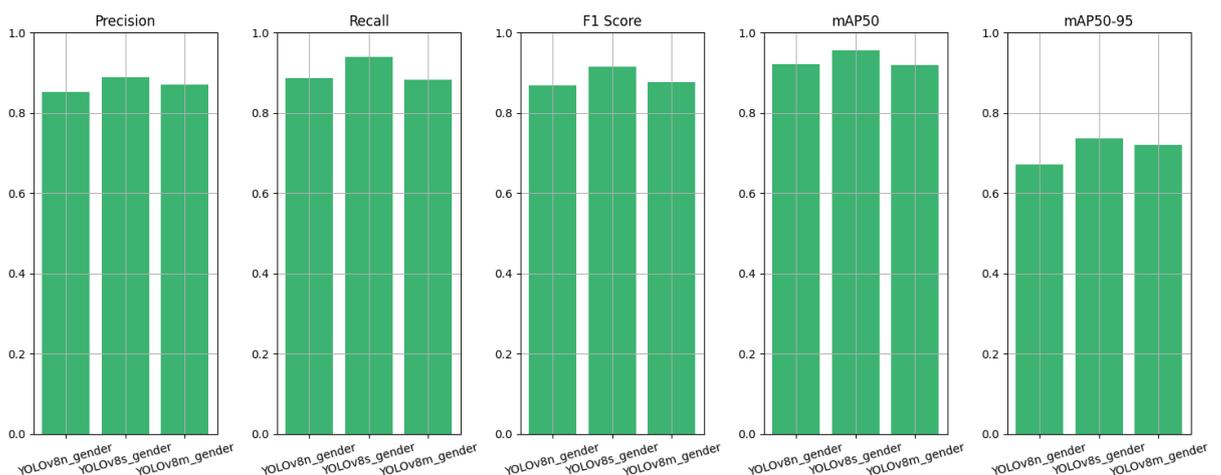


Gambar 5. Hasil deteksi wajah YOLOv8m

Hasil evaluasi kinerja model didasarkan pada beberapa metrik utama dalam pembelajaran mendalam yaitu *mean average precision* (mAP), *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model mampu melakukan deteksi dan klasifikasi gender secara akurat. Keempat metrik ini memiliki nilai antara 0 hingga 1, di mana nilai yang mendekati 1 menunjukkan performa model yang semakin baik. Evaluasi dilakukan terhadap tiga subversi dari YOLOv8 yaitu YOLOv8n, YOLOv8s, dan YOLOv8m menggunakan konfigurasi pelatihan yang konsisten pada dataset citra wajah berlabel *gender*. Setiap model diuji pada data validasi untuk mengukur ketepatan deteksi wajah dan akurasi klasifikasi jenis kelamin dengan hasil data pada tabel 1 dan gambar 6.

Tabel 1. Hasil perbandingan dari subversi YOLOv8

Model	Precision	Recall	F1 Score	mAP50	mAP50-95
YOLOv8n_gender	0.85242	0.88596	0.868866	0.92121	0.67235
YOLOv8s_gender	0.88980	0.94067	0.914528	0.95582	0.73605
YOLOv8m_gender	0.87130	0.88326	0.877239	0.92025	0.71954



Gambar 6. Hasil perbandingan subversi YOLOv8

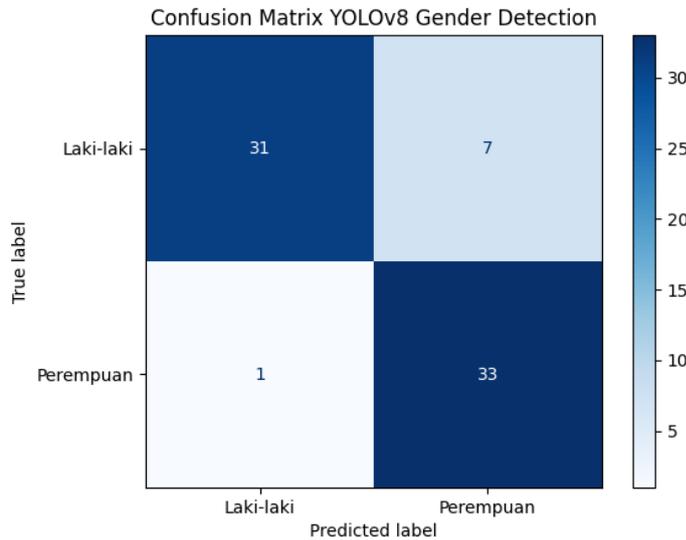
3.2 Pembahasan

Demi mengetahui seberapa baik masing-masing subversi YOLOv8 melakukan deteksi dan klasifikasi gender berdasarkan citra wajah, evaluasi dilakukan menggunakan lima metrik utama: keakuratan, konsistensi, skor F1-nya, mAP50, dan mAP50-95. Semua metrik ini digunakan sebagai tolok ukur untuk mengevaluasi keakuratan

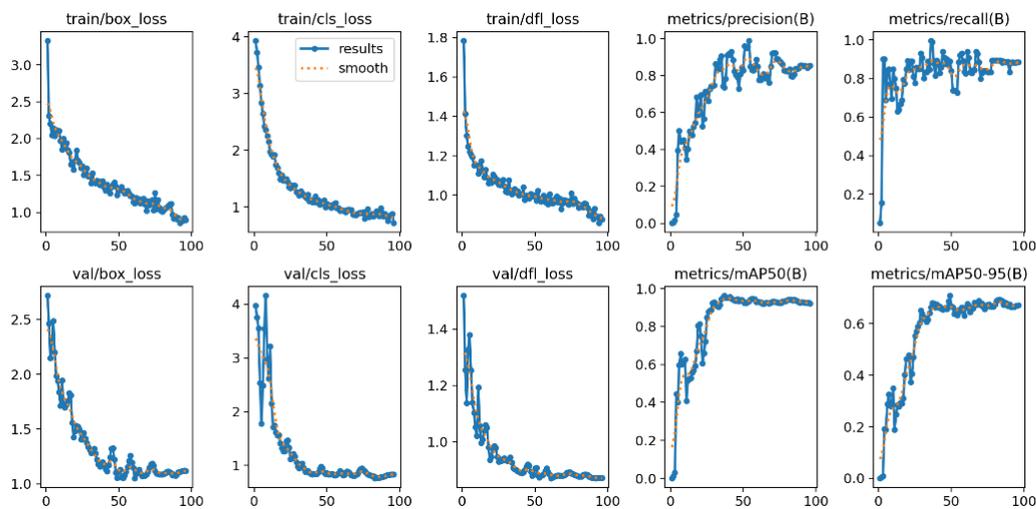
dan konsistensi, masing-masing model. Penjelasan lebih lanjut tentang kinerja masing-masing subversi YOLOv8 dapat ditemukan di sini:

3.2.1. YOLOv8n (nano)

Subversi YOLOv8n seperti pada gambar 7-8 merupakan varian paling ringan dengan arsitektur sederhana yang dirancang untuk efisiensi komputasi. Model ini cocok digunakan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya, meskipun memiliki keterbatasan dalam akurasi deteksi pada kondisi kompleks.



Gambar 7. Confusion matrix YOLOv8n



Gambar 8. Hasil perbandingan subversi YOLOv8n

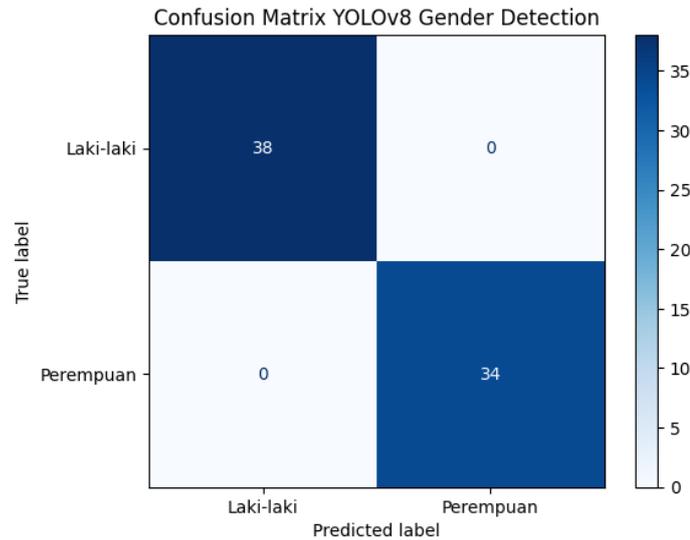
- a. *Precision*
 Nilai *precision* ini menunjukkan bahwa sekitar 85% dari seluruh prediksi deteksi wajah yang dilakukan adalah benar. mesti cukup baik, model ini cenderung menghasilkan *false positive* yang lebih banyak dibandingkan subversi lainnya, terutama jika citra memiliki kualitas rendah atau pencahayaan tidak stabil.
- b. *Recall*
 Dengan nilai *recall* hampir 0.89, YOLOv8n masih mampu mendeteksi sebagian besar objek wajah yang relevan. Namun, kemungkinan objek wajah terlewat (*false negative*) masih cukup besar, khususnya pada wajah yang mengalami oklusi atau pose ekstrem.
- c. *F1 Score*
F1 score menunjukkan keseimbangan antara *precision* dan *recall*. Skor ini mengindikasikan performa cukup stabil, tetapi tetap lebih rendah dibandingkan YOLOv8s yang lebih seimbang dalam mendeteksi dan mengklasifikasi gender.
- d. *mAP50*
 nilai menunjukkan akurasi deteksi bounding box pada *threshold* IoU 0.5 dengan skor diatas 0.95 model ini cukup baik untuk mendeteksi posisi wajah dalam kondisi standar.

e. Map50-95

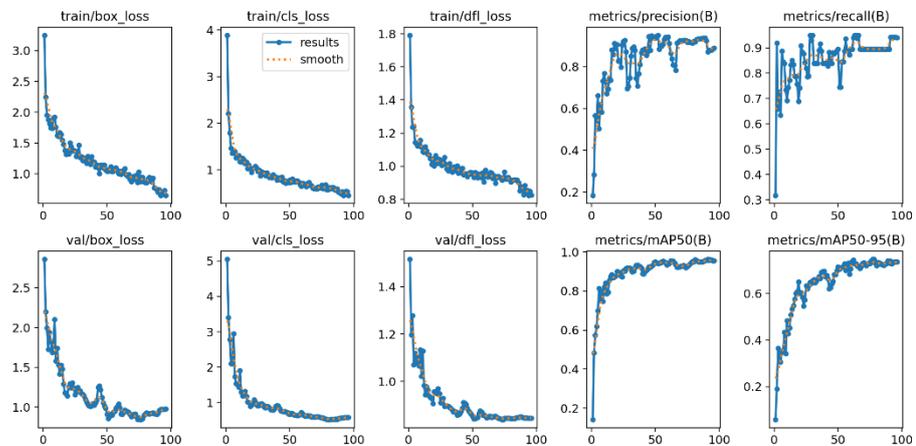
Performa menurun signifikan saat pengukuran mencakup IoU yang lebih ketat (0.5-0.95), menunjukkan bahwa YOLOv8n memiliki keterbatasan dalam prediksi posisi *bounding box* secara presisi pada berbagai kondisi kompleks.

3.2.2. YOLOv8s (small)

Subversi YOLOv8s seperti pada gambar 9-10 merupakan model dengan kompleksitas sedang yang menawarkan keseimbangan antara kecepatan dan akurasi. Model ini dirancang untuk keperluan *real-time* dan telah menunjukkan performa terbaik diantara subversi lainnya dalam skenario deteksi gender.



Gambar 9. Confusion matrix YOLOv8s



Gambar 10. Hasil perbandingan subversi YOLOv8s

a. Precision

Dengan *precision* mendekati 89% model ini cukup andal dalam membuat prediksi yang tepat dan mengurangi kemungkinan kesalahan identifikasi. Ini menandakan bahwa model mampu menangani noise atau kondisi pencahayaan yang tidak ideal lebih baik daripada YOLOv8n.

b. Recall

Nilai *recall* yang tinggi hampir 0,94 menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi hampir seluruh wajah yang ada di citra. Kemampuan ini menjadi keunggulan utama YOLOv8s dalam menangani berbagai variasi wajah, termasuk dalam pose dan ekspresi yang beragam.

c. F1 Score

Merupakan nilai tertinggi dari ketiga subversi yang menandakan bahwa YOLOv8s memiliki keseimbangan yang sangat baik antara *precision* dan *recall*. Model ini sangat direkomendasikan untuk penggunaan *real-time* dengan kebutuhan akurasi tinggi.

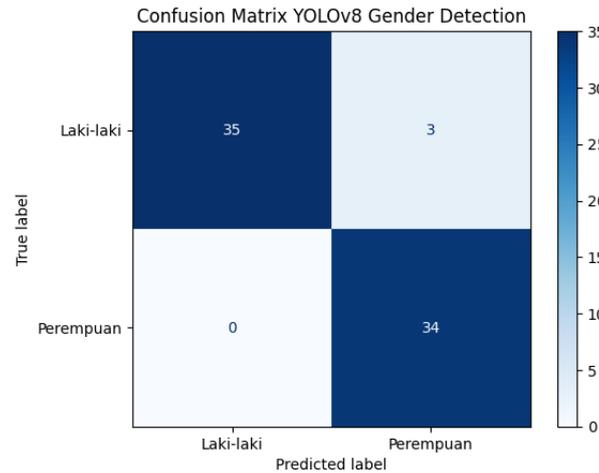
d. mAP50

Performa deteksi *bounding box* sangat tinggi pada *threshold* dasar, mendekati performa YOLOv8m. model ini cukup akurat dalam menentukan lokasi objek wajah bahkan ketika resolusi gambar.

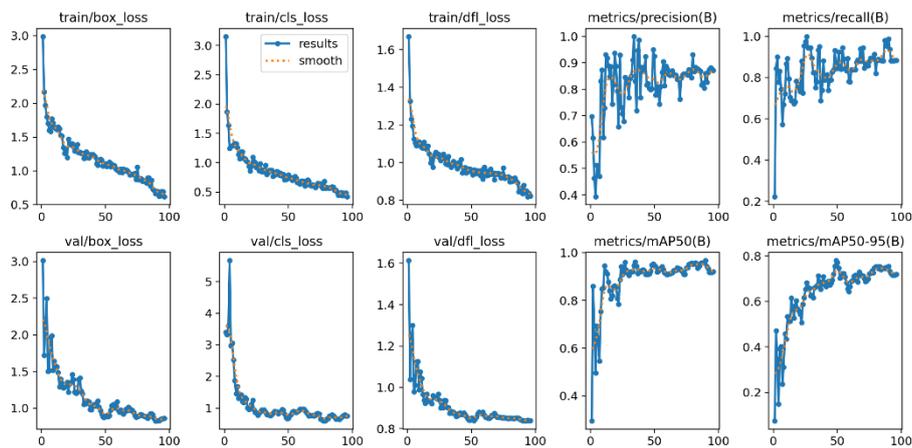
- e. Map50-95
 Performa pada berbagai tingkat IoU tetap stabil dan unggul menandakan kemampuan model dalam mempertahankan presisi prediksi dalam skenario deteksi yang lebih ketat dan kompleks.

3.2.3. YOLOv8m (medium)

Subversi YOLOv8m seperti pada gambar 11-12 merupakan model dengan struktur yang lebih dalam dan kompleks, memberikan kekuatan deteksi tinggi terutama dalam mengenali fitur wajah lebih detail. Meskipun *precision* dan *recall* sedikit dibawah YOLOv8s model ini tetap menawarkan performa keseluruhan yang stabil.



Gambar 11. Confusion matrix YOLOv8m



Gambar 12. Hasil perbandingan subversi YOLOv8m

- a. *Precision*
 Nilai *precision* ini menunjukkan bahwa sekitar 87% dari hasil prediksi model adalah benar. meskipun sedikit dibawah YOLOv8s model ini tetap menunjukkan akurasi prediksi yang baik, namun terkadang bisa menghasilkan kesalahan prediksi jika disebabkan oleh kecenderungan model untuk lebih sensitif terhadap *noise* halus atau detail kecil sebenarnya tidak relevan.
- b. *Recall*
 Dengan nilai *recall* sekitar 88% model ini cukup andal dalam mendeteksi objek wajah, model ini memiliki cakupan deteksi yang cukup luas meskipun tidak setinggi YOLOv8s. nilai *recall* menandakan bahwa beberapa wajah mungkin tidak terdeteksi dalam kondisi ekstrem namun secara performanya masih baik.
- c. *F1 score*
 Skor 0.8 ini mencerminkan performa yang konsisten meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan YOLOv8s. hal ini menandakan bahwa YOLOv8m lebih stabil untuk lingkungan yang terkontrol tetapi tidak selalu unggul dalam kondisi dinamis.
- d. mAP50
 Kemampuan mendeteksi posisi wajah dengan akurasi dasar berada pada level yang setara dengan YOLOv8n menandakan bahwa penambahan kompleksitas model tidak secara langsung meningkatkan akurasi posisi *bounding box*.

- e. mAP50-95
pada rentang evaluasi yang lebih ketat performa YOLOv8m menurun dibandingkan YOLOv8s. ini menunjukkan bahwa meskipun model lebih besar kemampuannya dalam mempertahankan presisi *bounding box* secara bertingkat masih dapat ditingkatkan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma YOLOv8 untuk deteksi dan klasifikasi gender berbasis citra wajah. Melalui pengujian terhadap tiga subversi YOLOv8 yakni YOLOv8n, YOLOv8s, dan YOLOv8m dilakukan evaluasi menggunakan lima metrik utama, yaitu *precision*, *recall*, *F1-score*, *mAP50*, dan *mAP50-95*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa YOLOv8s memberikan performa terbaik secara keseluruhan, dengan nilai *precision* sebesar 0.88980, *recall* 0.94067, *F1-score* 0.914528, *mAP50* 0.95582, dan *mAP50-95* 0.73605. Keseimbangan antara akurasi dan ketelitian deteksi menjadikan YOLOv8s paling unggul dalam konteks klasifikasi gender berbasis wajah. Di sisi lain, YOLOv8n memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi dan cocok digunakan pada perangkat dengan sumber daya terbatas, meskipun dengan akurasi yang lebih rendah. Sedangkan YOLOv8m memiliki arsitektur yang lebih kompleks dan mampu mendeteksi fitur wajah secara lebih detail, namun tidak secara signifikan mengungguli YOLOv8s dalam hal presisi maupun generalisasi pada berbagai kondisi. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini mengindikasikan bahwa pemilihan subversi YOLOv8 sebaiknya disesuaikan dengan kebutuhan spesifik sistem, seperti kecepatan, akurasi, dan keterbatasan sumber daya perangkat. Selain itu, kualitas data input sangat berpengaruh terhadap hasil deteksi, sehingga penting untuk memastikan bahwa citra wajah memiliki resolusi yang cukup baik serta bebas dari gangguan seperti bayangan, sudut pandang ekstrem. Untuk pengembangan di masa mendatang, sistem dapat ditingkatkan dengan memperluas dan menyeimbangkan dataset, mengurangi potensi bias dalam data pelatihan, serta mempertimbangkan aspek keamanan dan etika dalam penerapan sistem berbasis biometrik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. S. Uli, N. K. W. M. Sari, L. S. Ramdhani, and M. Martiana, “Studi Komparatif antara Sistem Manajemen Keuangan Konvensional dan Digital pada Sektor Perbankan,” *J. Public Sect. Financ. Manag.*, vol. 1, no. 1, 2024.
- [2] P. Setiaji, K. Adi, and B. Surarso, “Development of Classification Method for Determining Chicken Egg Quality Using GLCM-CNN Method,” *Ing. des Syst. d’Information*, vol. 29, no. 2, pp. 397–407, 2024, doi: 10.18280/isi.290201.
- [3] I. Andi, M. Muchtar, and J. Y. Sari, “Mask Detection Using the YOLO (You Only Look Once) Method,” *J. Media Inf. Teknol.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–12, 2024, doi: 10.69616/mit.v1i1.165.
- [4] M. Hussain, “YOLOv5, YOLOv8 and YOLOv10: The Go-To Detectors for Real-time Vision,” pp. 1–12, 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2407.02988>
- [5] A. Gallu, A. R. Himamunanto, and H. Budiati, “Pengenalan Emosi pada Citra wajah menggunakan Metode YOLO,” vol. 5, no. 3, pp. 1253–1261, 2024.
- [6] W. A. Triyanto, K. Adi, and J. E. Suseno, “Detection and Tracking of Broiler Flock Movements in the Chicken Coop using YOLO,” *E3S Web Conf.*, vol. 448, 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202344802064.
- [7] N. Sujana, M. M. Mutoffar, and A. A. Haryanto, “UNTUK DETEKSI EKSPRESI WAJAH EMOSIONAL,” vol. 06, no. 02, pp. 115–124, 2024.
- [8] D. Mamadaliev, P. L. M. Touko, J.-H. Kim, and S.-C. Kim, “ESFD-YOLOv8n: Early Smoke and Fire Detection Method Based on an Improved YOLOv8n Model,” *Fire*, vol. 7, no. 9, p. 303, 2024, doi: 10.3390/fire7090303.
- [9] Z. Yang, Y. Shen, and Y. Shen, “Football referee gesture recognition algorithm based on YOLOv8s,” *Front. Comput. Neurosci.*, vol. 18, no. February, 2024, doi: 10.3389/fncom.2024.1341234.
- [10] Z. Wang, G. Yuan, H. Zhou, Y. Ma, and Y. Ma, “Foreign-Object Detection in High-Voltage Transmission Line Based on Improved YOLOv8m,” *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 23, 2023, doi: 10.3390/app132312775.
- [11] M. Fauzan Ridho, Fransiskus Panca, Welly Yandi, and Almeera Amsana Rachmani, “Drowsiness Detection in the Advanced Driver-Assistance System using YOLO V5 Detection Model,” *ELECTRON J. Ilm. Tek. Elektro*, vol. 5, no. 1, pp. 130–137, 2024, doi: 10.33019/electron.v5i1.136.
- [12] M. Dafa Maulana, “Evaluasi Kinerja YOLOv8 dalam Identifikasi Kesegaran Ikan dengan Metode Deteksi Objek,” vol. 11, no. 4, pp. 2864–2869, 2024.
- [13] A. Fatunnisa and H. Marcos, “Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Siswa SMK Teknik Komputer Menggunakan Algoritma Random Forest,” *J. Manaj. Inform.*, vol. 14, no. 1, pp. 101–111, 2024, doi: 10.34010/jamika.v14i1.12114.
- [14] M. IKBAL and R. A. Saputra, “Pengenalan Rambu Lalu Lintas Menggunakan Metode Yolov8,” *JIKA (Jurnal Inform.)*, vol. 8, no. 2, p. 204, 2024, doi: 10.31000/jika.v8i2.10609.