

Sistem Pengenalan Wajah Siswa Dengan Metode You Only Look Once Version 3

Fatkhul Hidayat ¹, Miftahus Sholihin ², Agus Setia Budi ^{3,*}

Program Studi Sains dan Teknologi Universitas Islam Lamongan, Jalan Veteran No. 53A, Jetis,
Kecamatan/Kabupaten Lamongan, Jawa Timur, Indonesia, 62211
email : day.fh4@gmail.com¹, miftahus.sholihin@unisla.ac.id², geniusbudi@yahoo.com³
* Penulis : Fatkhul Hidayat

Abstract: This study implements You Only Look Once Version 3 for a student face recognition system using a dataset of 200 facial images divided into training, validation, and testing sets. The model was trained with pre-trained YOLOv3 weights using a learning rate of 0.001, batch size of 16, 80 epochs, and early stopping to prevent overfitting. Evaluation results show an Accuracy of 100.00%, Precision of 48.76%, Recall of 100.00%, F1-score of 65.55%, and mAP@0.5 of 68.35%, indicating that the model performs well in detecting and recognizing student faces, although precision still requires improvement. The system was implemented as a web-based application using Flask and integrated with MySQL, enabling automatic, fast, and efficient student identification.

Keywords: Face recognition; YOLOv3; Deep Learning; Student Identification; Flask; Web Application

Abstrak: Penelitian ini mengimplementasikan You Only Look Once Version 3 untuk sistem pengenalan wajah siswa menggunakan dataset berisi 200 citra wajah yang dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji. Model dilatih dengan bobot pralatih YOLOv3 menggunakan learning rate sebesar 0,001, batch size 16, 80 epoch, serta early stopping untuk mencegah overfitting. Hasil evaluasi menunjukkan Accuracy sebesar 100,00%, Precision sebesar 48,76%, Recall sebesar 100,00%, F1-score sebesar 65,55%, dan mAP@0.5 sebesar 68,35%. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mendeteksi dan mengenali wajah siswa, meskipun aspek precision masih perlu ditingkatkan. Sistem diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web berbasis Flask yang terintegrasi dengan MySQL, sehingga mendukung proses identifikasi siswa secara otomatis, cepat, dan efisien.

Kata kunci: Pengenalan Wajah; YOLOv3; Deep Learning; indentifikasi siswa; Flask; Aplikasi Web

Diterima: 24 September 2025
Direvisi: 1 Januari 2026
Diterima: 10 Januari 2026
Diterbitkan: 26 Januari 2026
Versi sekarang: Januari



Hak cipta: © 2025 oleh penulis.
Diserahkan untuk kemungkinan
publikasi akses terbuka
berdasarkan syarat dan ketentuan
lisensi Creative Commons
Attribution (CC BY SA) (
<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan telah memberikan dampak besar dalam berbagai bidang, khususnya pada sistem pengenalan wajah dan deteksi objek secara real-time. Salah satu algoritma yang banyak digunakan saat ini adalah You Only Look Once (YOLO), sebuah metode deteksi objek yang memungkinkan proses pengenalan dilakukan secara cepat dan akurat hanya dengan satu kali inferensi pada sebuah citra atau video. Teknologi ini telah banyak diaplikasikan, mulai dari sistem absensi berbasis pengenalan wajah, deteksi penggunaan masker, sistem keamanan berbasis wajah, hingga deteksi pelanggaran lalu lintas. Sebagai contoh, penelitian oleh (Andi et al, 2024) mengembangkan sistem deteksi masker menggunakan algoritma YOLO yang mampu mendeteksi penggunaan masker secara real-time dengan akurasi tinggi serta efisiensi proses

Gambar 2. Sistem Deteksi YOLO (Redmon, 2018)

YOLO membagi citra menjadi grid dan memprediksi bounding box serta confidence score untuk setiap sel grid. Selain itu, algoritma ini juga melakukan klasifikasi objek secara bersamaan, sehingga proses deteksi dapat berlangsung cepat dan akurat hanya dengan satu kali inferensi.

2.2. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah metode evaluasi model klasifikasi yang menampilkan jumlah prediksi benar maupun salah dalam bentuk tabel. Matriks ini terdiri dari empat komponen, yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Dari nilai-nilai tersebut dapat dihitung beberapa metrik utama untuk menilai performa model, yaitu Accuracy, Precision, Recall, F1-score, dan mAP. Dari matriks ini dapat dihitung beberapa metrik sebagai berikut:

2.2.1. Accuracy

Accuracy mengukur proporsi prediksi benar terhadap total prediksi. Nilai ini menggambarkan performa model secara keseluruhan, baik pada kelas positif maupun negatif, sehingga semakin tinggi akurasi menunjukkan semakin baik kemampuan model.

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

2.2.2. Precision

Precision menunjukkan ketepatan model dalam memprediksi kelas positif. Nilai precision yang tinggi berarti sebagian besar hasil deteksi positif memang benar, sehingga kesalahan false positive dapat ditekan.

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

2.2.3. Recall

Recall mengukur kemampuan model menemukan semua data positif yang benar. Semakin tinggi recall, semakin sedikit kasus positif yang terlewat (false negative), sehingga model lebih andal dalam mendeteksi objek target.

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

2.2.4. F1-Score

F1-score adalah rata-rata harmonis precision dan recall. Nilai tinggi menunjukkan model seimbang dalam hal ketepatan prediksi dan kelengkapan deteksi, sehingga cocok untuk kasus dengan distribusi data tidak seimbang.

$$F1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$$

2.2.5. Mean Average Precision (mAP)

mAP (Mean Average Precision) merupakan metrik standar dalam deteksi objek yang menghitung rata-rata nilai precision pada berbagai tingkat recall. Salah satu ukuran yang umum digunakan adalah mAP@0.5, yang menganggap sebuah deteksi benar apabila nilai Intersection over Union (IoU) antara bounding box prediksi dan ground truth $\geq 0,5$. Nilai mAP yang tinggi menandakan model mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan objek.

2.3. OpenCV

OpenCV adalah pustaka pemrosesan citra yang umum digunakan untuk pra-pemrosesan, pelabelan data, serta augmentasi gambar. Dengan kemampuannya dalam analisis

kontur, thresholding, dan frame differencing, OpenCV mendukung efisiensi deteksi objek dan integrasi dengan model berbasis deep learning.

2.5. Python

Silhouette Python menjadi bahasa pemrograman utama dalam pengembangan sistem berbasis machine learning karena memiliki ekosistem pustaka luas seperti NumPy, Pandas, dan Matplotlib. Selain itu, Python mendukung implementasi deep learning melalui framework seperti PyTorch dan TensorFlow, sehingga sangat cocok digunakan.

2.6. Flask

Flask adalah framework web berbasis Python yang ringan namun fleksibel, cocok untuk membangun aplikasi berbasis web dengan integrasi logika machine learning. Flask mendukung routing, penggunaan template dinamis, serta integrasi dengan basis data, sehingga efisien untuk implementasi sistem identifikasi siswa.

2.7. MySQL

MySQL merupakan sistem manajemen basis data relasional yang mendukung multiuser, bersifat open source, dan mampu menangani data berskala besar. Struktur berbasis tabel dan perintah SQL memudahkan pengelolaan data wajah siswa secara terorganisir, sehingga integrasi dengan Flask menjadi lebih efektif.

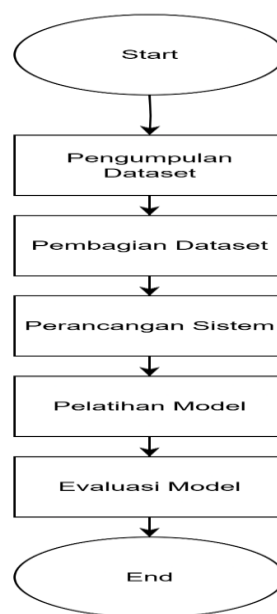
2.8. XAMPP

XAMPP adalah platform server lokal yang mengintegrasikan Apache, MySQL, PHP, dan Perl, digunakan untuk pengembangan serta pengujian sistem berbasis web. Dalam penelitian ini, XAMPP berfungsi sebagai server lokal yang mendukung pengujian aplikasi pengenalan wajah sebelum diimplementasikan secara penuh.

3. Metode

3.1. Perancangan sistem

Penelitian ini menggunakan metode You Only Look Once versi 3 (YOLOv3) untuk mengembangkan sistem pengenalan wajah siswa. Alur penelitian terdiri dari tahapan pengumpulan dataset, pembagian dataset, perancangan sistem, pelatihan model, hingga evaluasi model. Setiap tahap dirancang secara sistematis untuk memastikan model memiliki akurasi yang baik dalam mengenali wajah siswa, serta terdokumentasi dengan baik sehingga dapat direproduksi dan dikembangkan lebih lanjut pada penelitian berikutnya. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 3, yang menggambarkan tahapan proses secara berurutan mulai dari data masukan hingga implementasi sistem.



Gambar 3. Alur Penelitian

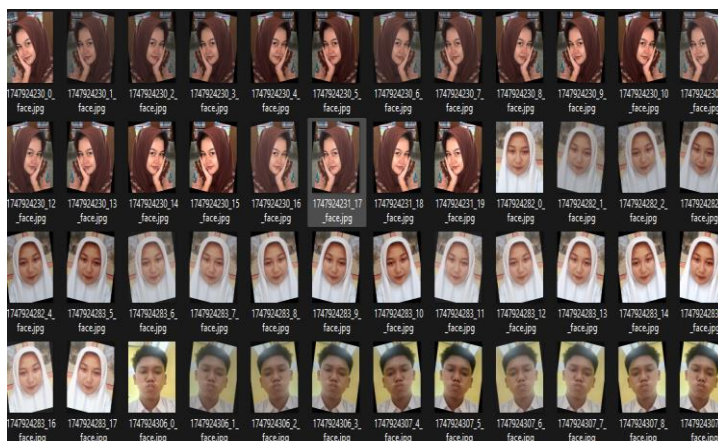
3.2. Dataset

Dataset yang digunakan terdiri dari 200 citra wajah siswa. Data diperoleh melalui pengambilan gambar secara langsung dengan variasi pencahayaan, ekspresi wajah, dan sudut pandang untuk menambah keragaman. Hal ini dilakukan agar model mampu beradaptasi dengan kondisi nyata yang dinamis di lingkungan sekolah. Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu 80% data latih (160 citra) untuk melatih parameter YOLOv3, 10% data validasi (20 citra) untuk memantau proses pelatihan dan mencegah overfitting, serta 10% data uji (20 citra) untuk mengevaluasi performa akhir model.

Pra-pemrosesan dilakukan dengan resize citra ke ukuran input standar YOLOv3, normalisasi intensitas piksel, serta pelabelan data dalam format YOLO berupa koordinat bounding box wajah dan label identitas siswa. Meskipun jumlah dataset relatif kecil, penggunaan transfer learning dengan bobot pelatihan YOLOv3 membantu meningkatkan akurasi model karena pengetahuan awal dari dataset besar telah dimanfaatkan dalam proses pelatihan.

Tabel 1. Pembagian Dataset

Subset	Persentase	Jumlah
Latih	80%	160
Validasi	10%	10
Uji	10%	10



Gambar 3. Dataset Siswa.

3.2. Pelatihan Model

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah YOLOv3 dengan pendekatan transfer learning menggunakan bobot pralatih dari dataset COCO. Pendekatan ini dipilih karena jumlah dataset penelitian relatif kecil, sehingga pemanfaatan bobot pralatih dapat membantu meningkatkan akurasi. Proses pelatihan dilakukan dengan membagi dataset menjadi 80% data latih, 10% data validasi, dan 10% data uji. Data latih digunakan untuk mengoptimalkan bobot model, sedangkan data validasi berfungsi memantau performa selama pelatihan dan mengaktifkan early stopping untuk mencegah overfitting.

Parameter pelatihan yang digunakan meliputi learning rate sebesar 0,001, batch size 16, dan jumlah epoch 80, dengan optimizer Adam. Seluruh proses pelatihan dijalankan pada laptop Asus Vivobook M409DA dengan prosesor AMD Athlon 3050U, GPU terintegrasi Radeon Graphics, RAM 8GB DDR4, serta sistem operasi Windows 11 Home Single Language. Hasil dari proses ini berupa bobot YOLOv3 yang teroptimasi dan siap diintegrasikan dengan aplikasi berbasis Flask untuk proses inferensi secara real-time.

3.3. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan 20 citra uji yang telah dipisahkan dari dataset. Tujuannya adalah untuk mengukur kinerja YOLOv3 setelah proses pelatihan. Beberapa metrik digunakan dalam evaluasi ini, yaitu Accuracy, Precision, Recall, F1-score, dan mAP@0.5. Accuracy digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh prediksi. Precision menunjukkan tingkat ketepatan model dalam mendeteksi wajah siswa, sedangkan Recall mengukur sejauh mana model mampu menemukan semua data positif yang benar. F1-score digunakan sebagai rata-rata harmonis antara Precision dan Recall, sehingga dapat memberikan gambaran keseimbangan performa model.

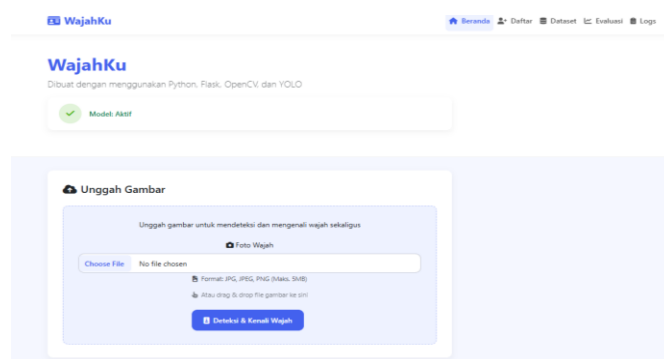
Sementara itu, mAP@0.5 dihitung berdasarkan nilai rata-rata precision pada berbagai tingkat recall dengan ambang batas Intersection over Union (IoU) $\geq 0,5$. Perhitungan Accuracy, Precision, Recall, dan F1-score didasarkan pada nilai Confusion Matrix yang terdiri dari True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN).

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Implementasi Antarmuka Sistem

Antarmuka pengguna dikembangkan sebagai aplikasi web sederhana menggunakan Flask. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah foto wajah, melihat hasil deteksi wajah secara langsung, mengeksplorasi dataset yang digunakan, memeriksa logs aktivitas, serta menampilkan metrik evaluasi performa model. Selain itu, antarmuka ini dirancang agar mudah digunakan dan responsif, sehingga mendukung berbagai ukuran layar dan perangkat.

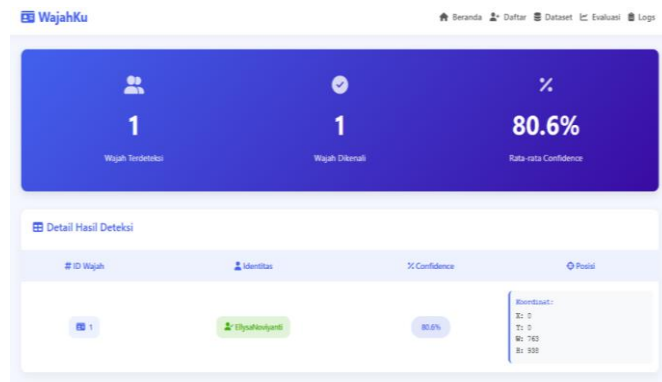
1. Halaman Beranda



Gambar 4. Halaman Beranda

Halaman ini merupakan antarmuka utama yang menyediakan fitur unggah gambar wajah (format JPG, JPEG, atau PNG, maksimal 5MB). Setelah gambar dipilih dan tombol “Deteksi & Kenali Wajah” ditekan, sistem memproses citra menggunakan model yang telah dilatih untuk melakukan deteksi dan identifikasi.

2. Halaman Pengenalan



Gambar 5. Halaman Pengenalan

Halaman pengenalan menampilkan hasil deteksi wajah setelah pengguna mengunggah foto dan menekan tombol deteksi. Hasil ditampilkan dalam bentuk tabel yang berisi informasi identitas siswa sesuai data yang terdeteksi oleh sistem.

3. Halaman Daftar

Gambar 5. Halaman Daftar

Halaman daftar digunakan untuk menambahkan data siswa baru ke dalam sistem melalui form input nama dan unggah foto wajah. Setelah data dimasukkan, sistem akan menyimpan informasi ke basis data dan memberikan notifikasi jika terjadi kesalahan atau data tidak valid.

4. Halaman Dataset

 WajahKu

 Beranda

 Daftar

 Dataset

 Evaluasi

 Logs

Dataset Wajah Siswa

Dataset yang terdaftar



ElysaNoviyanti

Train	16
Validation	2
Test	2
Total	20



AdindaRifa

Train	16
Validation	2
Test	2
Total	20



AurissaPrabuningrum

Train	16
Validation	2
Test	2
Total	20



KinasSekar

Train	16
Validation	2
Test	2
Total	20



Tania Vega

Train	16
Validation	2
Test	2
Total	20



Farid Nova

Train	16
Validation	2
Test	2
Total	20



Galang Firmansyah

Train	16
Validation	2
Test	2
Total	20



Dinda Marani

Train	16
Validation	2
Test	2
Total	20

Gambar 5. Halaman Dataset

Halaman dataset bagian utama terdiri dari teks informasi diikuti oleh beberapa card sesuai data yang tersedia.

4.2 . Hasil Pelatihan Model

Pelatihan YOLOv3 dilakukan selama 80 epoch dengan 160 data latih menggunakan parameter yang telah ditentukan. Performa model dipantau melalui grafik loss, precision, dan recall. Hasil grafik menunjukkan penurunan loss yang stabil serta nilai precision dan recall yang konsisten, sehingga model tidak mengalami overfitting dan mampu mengenali wajah siswa secara optimal.



Gambar 6. Grafik Training dan Validation Loss

Gambar 6 menunjukkan grafik perkembangan loss pada data pelatihan dan validasi. Nilai loss menurun signifikan pada epoch awal dan stabil setelah epoch ke-40, tanpa perbedaan mencolok antara data latih dan validasi. Hal ini menandakan model mampu belajar dengan baik, tidak mengalami overfitting, dan siap digunakan untuk tahap pengujian maupun implementasi sistem.

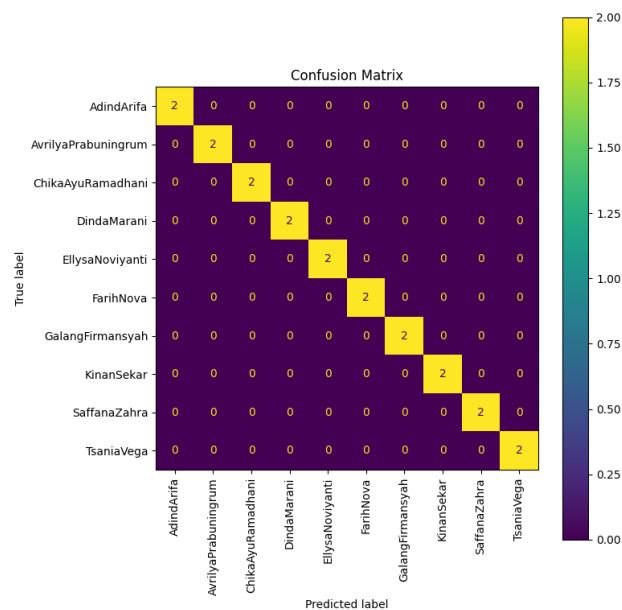


Gambar 7. Grafik Training dan Validation Accuracy

Gambar 7 menunjukkan grafik akurasi pada data pelatihan dan validasi selama 80 epoch. Akurasi pelatihan relatif fluktuatif di kisaran 0,4–0,5, sedangkan akurasi validasi meningkat cepat pada awal pelatihan dan stabil mendekati 1,0 sejak epoch ke-10. Perbedaan mencolok antara keduanya mengindikasikan kemungkinan overfitting, sehingga perlu evaluasi lebih lanjut terhadap proses pembagian data dan strategi augmentasi. Secara umum, grafik ini menunjukkan model mampu mencapai akurasi tinggi pada data validasi meskipun performa pelatihan masih perlu ditingkatkan.

4.3. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali wajah siswa pada data validasi yang tidak digunakan selama pelatihan. Proses ini mencakup perhitungan metrik evaluasi seperti precision, recall, dan F1-score untuk menilai tingkat keberhasilan deteksi wajah secara benar (true positive) serta meminimalkan kesalahan (false positive/false negative). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dan konsisten, sehingga tidak hanya andal pada data pelatihan tetapi juga mampu beradaptasi dengan data baru.



Gambar 8. Matrix Confusion

Gambar 8 menunjukkan confusion matrix hasil evaluasi model. Seluruh prediksi berada pada diagonal utama, menandakan bahwa setiap wajah pada data uji berhasil dikenali sesuai kelasnya tanpa ada kesalahan klasifikasi. Setiap kelas memiliki jumlah prediksi benar yang sama dengan jumlah data uji, yaitu dua gambar per kelas. Hasil ini menunjukkan akurasi yang sangat tinggi dan performa optimal dalam mengenali identitas siswa, meskipun evaluasi tambahan pada data yang lebih beragam tetap diperlukan untuk memastikan kinerja di kondisi nyata.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model

Matrik	Jumlah
Accuracy	100,00%
Presision	48,76%
Recall	100,00%
F1-Score	65,55%
Map@0.5	68,35%

Tabel 2 merangkum hasil evaluasi model YOLOv3 pada data validasi. Nilai recall mencapai 100%, menunjukkan model mampu mendeteksi seluruh wajah siswa yang ada. Namun, precision relatif rendah yaitu 48,76%, sehingga masih terdapat kesalahan klasifikasi. Nilai accuracy sebesar 100%, F1-score 65,55%, dan mAP@0.5 sebesar 68,35% menunjukkan kinerja model sudah cukup baik dalam mendeteksi wajah secara keseluruhan, meskipun aspek ketepatan klasifikasi masih perlu ditingkatkan..

4.4. Hasil Deteksi

Setelah pelatihan dan evaluasi, model diuji menggunakan 20 citra wajah siswa pada test set yang tidak digunakan selama pelatihan. Pengujian dilakukan melalui antarmuka sistem dengan cara mengunggah citra wajah, kemudian model secara otomatis melakukan deteksi dan klasifikasi sesuai identitas siswa. Tahap ini bertujuan untuk menilai kemampuan sistem dalam mengenali wajah secara akurat pada data baru.



Gambar 9. Hasil Deteksi

Gambar 9 menunjukkan hasil deteksi wajah siswa. Wajah yang terdeteksi ditandai bounding box, dengan label identitas serta confidence score.

4.5. Pembahasan

Berdasarkan hasil implementasi dan evaluasi, model YOLOv3 menunjukkan performa yang baik dalam mendeteksi wajah siswa. Hal ini terlihat dari metrik evaluasi dengan recall mencapai 100%, yang menandakan model mampu mendeteksi hampir semua wajah pada dataset validasi. Namun, precision hanya sebesar 48,76%, sehingga masih terdapat kesalahan klasifikasi (false positive) yang cukup tinggi. Kondisi ini menggambarkan bahwa meskipun model sangat sensitif terhadap keberadaan wajah (high recall), tingkat ketepatan identifikasi masih perlu ditingkatkan.

Temuan ini sejalan dengan penelitian (Fikry et al, 2024), yang melaporkan bahwa YOLOv3 memiliki confidence score lebih tinggi dibandingkan InsightFace dalam deteksi wajah di ruang kelas, namun belum optimal untuk pengenalan identitas individu. Penelitian (Al-Ghiffary et al, 2024) dengan FaceNet berbasis CNN bahkan mencapai akurasi, precision, recall, dan F1-score hingga 100%, menunjukkan keunggulan metode embedding dalam klasifikasi identitas. Meski demikian, YOLOv3 tetap memiliki kelebihan pada kecepatan deteksi (sekitar 0,1–0,3 detik per gambar), sehingga efisien untuk aplikasi real-time di lingkungan sekolah.

Dengan demikian, sistem pengenalan wajah berbasis YOLOv3 yang dikembangkan melalui tahapan persiapan dataset, preprocessing, pelatihan, evaluasi, dan pengujian aplikasi terbukti mampu mendeteksi wajah siswa secara real-time. Meski begitu, peningkatan masih diperlukan pada aspek ketepatan klasifikasi agar sistem dapat lebih andal digunakan dalam skenario operasional.

5. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan evaluasi, dapat disimpulkan bahwa sistem pengenalan wajah siswa berbasis YOLOv3 berhasil dikembangkan melalui tahapan persiapan dataset, preprocessing citra, pelatihan model selama 80 epoch, serta evaluasi dan pengujian pada aplikasi. Sistem mampu mendeteksi dan mengenali wajah siswa secara real-time dengan performa yang cukup baik. Hal ini terlihat dari nilai Recall yang mencapai 100%, menandakan model mampu mendeteksi seluruh wajah pada dataset validasi. Namun, nilai Precision yang hanya sebesar 48,76% menunjukkan masih terdapat kesalahan klasifikasi, meskipun nilai Accuracy sebesar 100%, F1-score sebesar 65,55%, dan mAP@0.5 sebesar 68,35% menunjukkan performa model yang seimbang dan cukup memadai secara keseluruhan.

Untuk pengembangan lebih lanjut, penelitian ini menyarankan penambahan variasi dataset, seperti ekspresi wajah dan penggunaan masker, agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik pada kondisi nyata. Selain itu, penambahan jumlah epoch pelatihan juga dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan stabilitas model dalam memahami pola wajah yang lebih kompleks, sehingga diharapkan dapat memperbaiki nilai precision dan meningkatkan akurasi sistem secara keseluruhan.

Referensi

- [1] Al-Ghiffary, M. M. I., Cahyo, N. R. D., Rachmawanto, E. H., Irawan, C., & Hendriyanto, N. (2024). Adaptive deep learning based on FaceNet convolutional neural network for facial expression recognition. *Journal of Soft Computing Exploration*, 5(3), 271–280. <https://doi.org/10.52465/joscex.v5i3.450>
- [2] Andi, I., Muchtar, M., & Sari, J. Y. (2024). Mask Detection Using the YOLO (You Only Look Once) Method. *Jurnal Media Informasi Teknologi*, 1(1), 1–12. <https://doi.org/10.69616/mit.v1i1.165>
- [3] Rahayu, M. I., Rizaludin, M., & Jayusman, Y. (2024). Sistem Presensi menggunakan Deteksi Objek Wajah. 13(02), 45–51
- [4] Gallu, A., Himamunanto, A. R., & Budiati, H. (2024). Pengenalan Emosi pada Citra wajah menggunakan Metode YOLO. 5(3), 1253–1261
- [5] Putri, H., Hadiyoso, S., Fatoni, S. B. P., Octaviany, V., Wulandari, A., Aprilina, R., & Rosmiati, M. (2025). Security System for Door Locks Using YOLO-Based Face Recognition. *International Journal on Informatics Visualization*, 9(1), 224–230. <https://doi.org/10.62527/joiv.9.1.2410>
- [6] Rofika, Khairan, R. (2019). Clustering Hasil Tangkap Ikan Di Pelabuhan Perikanan Nusantara (Ppn) Ternate Menggunakan Algoritma K-Means. *JIKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, 2(1), 26–33. <https://doi.org/10.33387/jiko.v2i1.1053>
- [7] Redmon. (2018). Efficient convnet-based object detection for unmanned aerial vehicles by selective tile processing. *ACM International Conference Proceeding Series*. <https://doi.org/10.1145/3243394.3243692>
- [8] Virgiawan, I., Maulana, F., Putra, M. A., Kurnia, D. D., & Sinduningrum, E. (2024). Deteksi Dan Tracking Objek Secara Real-Time Berbasis Computer Vision Menggunakan Metode YOLO V3. *Jurnal Riset Penelitian Universal*, 05(2), 42–52.
- [9] Fikry, M., Ula, M., Yani, M., & Anugrah Pohan, A. (2024). Performance Analysis of Smart Technology with Face Detection using YOLOv3 and InsightFace for Student Attendance Monitoring. *Original Research Paper International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering IJISAE*, 2024(4), 3490–3499. www.ijisae.org