

Sistem Absensi Pintar Menggunakan YOLO dan CNN untuk Pengenalan Wajah Secara Waktu Nyata

Elliana Gautama¹, Agnes Novita^{2*}, M. Isnin Faried³, Raka Fahlevi⁴, Sri Wahyuni Aprianti⁵, Muhammad Henriansyah⁶

^{1,2,3,4,5,6} Fakultas Teknologi Informasi, Perbanas Institute, Jakarta, Indonesia 12940

* E-mail korespondensi : agnes.novita@perbanas.id

ABSTRACT

Kata kunci:

Face Recognition
YOLO
CNN
Deep Learning
Smart Attendance System

Diterima: 12 November 2025
Disetujui: 17 November 2025
Diterbitkan: 1 Desember 2025

Penerbit:

Perbanas Institute



This work is licensed under Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International. To view a copy of this license, visit <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Transformasi digital di lingkungan pendidikan dan perusahaan telah mendorong kebutuhan akan sistem absensi yang lebih efisien, aman, dan otomatis. Penelitian ini mengusulkan sistem absensi pintar berbasis pengenalan wajah yang mengintegrasikan model You Only Look Once (YOLO) untuk deteksi wajah secara real-time dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk proses identifikasi individu. Kombinasi kedua metode ini memungkinkan sistem mengenali wajah dengan cepat dan akurat, bahkan dalam kondisi pencahayaan dan posisi wajah yang bervariasi. Sistem dikembangkan menggunakan Streamlit sebagai antarmuka berbasis web yang interaktif, memungkinkan pengguna melakukan absensi langsung melalui kamera atau mengunggah foto. Pengujian dilakukan menggunakan dataset wajah lokal yang terdiri dari beberapa individu dengan berbagai variasi ekspresi dan sudut pandang. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model YOLO mampu mendeteksi wajah dengan tingkat akurasi deteksi mencapai 94%, sementara CNN memberikan tingkat pengenalan individu sebesar 93%. Implementasi ini menunjukkan potensi besar teknologi deep learning dalam menghadirkan sistem absensi yang cepat, efisien, dan mudah diimplementasikan untuk lingkungan akademik maupun korporasi.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (AI) dan pembelajaran mendalam (*Deep Learning*) pada sepuluh tahun terakhir ini telah membawa perubahan mendasar dalam banyak bidang, seperti pengamanan, otomasi, dan manajemen kehadiran; salah satu yang paling banyak diimplementasikan adalah absensi Sistem berbasis *face recognition* yang lebih efisien, lebih menuntut keamanan dan lebih tidak merepotkan jika dibandingkan dengan absensi manual menggunakan *signature*, *id-card*, dan PIN (Kumar dkk, 2023) (Saputra dkk, 2024). Sistem absensi berbasis wajah lebih unggul karena wajah adalah salah satu karakter biometrika yang unik dan tidak dapat dipalsukan, sehingga dapat menurunkan tingkat *fraud* dalam sistem absensi (Gautama dkk, 2024).

Namun, sistem pengenalan wajah ini menghadapi permasalahan mendasar dalam hal teknis, misalnya liturgi, pose, ekspresi wajah, dan *background* yang kompleks (Khalili & Shakiba, 2022). Maka, sistem pengenalan dan pengkategorian wajah yang dapat memproses data dalam waktu yang diperlukan dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi, menjadi salah satu sistem yang paling dibutuhkan saat ini. Dalam hal ini, penggunaan metode *You Only Look Once version 8* (YOLOv8) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah hal yang tepat untuk memecahkan permasalahan tersebut.

YOLOv8 merupakan model teranyar dari YOLO yang dikeluarkan oleh Ultralytics (2023), di mana sudah ada peningkatan dari model sebelumnya dari segi *backbone* dan *feature aggregation network*. Arsitekturnya berbasis CSPDarknet53 dan PANet (Beumer et al, 2006), sehingga YOLOv8 mampu melakukan *real-time detection* dengan masih dalam tingkat yang kompetitif dan baik. Pada sistem absensi berbasis wajah, YOLOv8 mampu melakukan *real-time* wajah deteksi dari citra video, bahkan dalam keadaan *low-light*, *fast motion*, dan masih dalam sistem absensi yang stabil. Sebagai model/*classifier* yang meneruskan deteksi citra wajah ke dalam klasifikasi, YOLOv8 yang sudah terdeteksi wajahnya, akan diteruskan ke CNN. CNN menjadi efektif untuk klasifikasi citra dan fokus dalam ekstraksi fitur spasial. Hal tersebut disebabkan CNN sudah teruji dalam mengenali pola kompleks pada wajah, seperti mata, hidung, dan struktur wajahnya (Bhamidipati et al (2023), Zhang et al (2022)). Menggunakan CNN untuk klasifikasi citra juga lebih unggul dari teknik tradisional, seperti *Eigenfaces* maupun *Local Binary Pattern Histogram* (LBPH), karena CNN lebih baik dalam *end-to-end learning* untuk klasifikasi citra wajah dan memberikan output lebih diskriminatif dari pada yang lain (Adiono et al (2021)).

Integrasi YOLOv8 dan CNN memungkinkan sistem absensi ini berfungsi pada dua tingkat kecerdasan. Pertama, ada deteksi wajah yang cepat dan efisien oleh YOLOv8, dan kedua, ada klasifikasi identitas yang sangat akurat oleh CNN. Pendekatan ini juga memisahkan tanggung jawab deteksi dan pengenalan, membuat sistem lebih modular dan lebih mudah dioptimalkan. Penelitian ini juga memanfaatkan antarmuka berbasis *Streamlit* yang menawarkan deteksi kehadiran secara *real-time*, baik dengan menggunakan kamera perangkat atau dengan mengunggah foto wajah, menjadikan sistem lebih ramah pengguna dan fleksibel (Hevner et al., 2004).

Dengan menggabungkan teknologi tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem absensi cerdas yang tidak hanya berguna untuk mengabsen dan melakukan pengecekan tindak lanjut, namun akan mempermudah pengguna untuk melakukan absensi dan tidak memerlukan instalasi yang rumit. Evaluasi kinerja menunjukkan sistem tersebut dapat mencapai tingkat pertukaran dan pengenalan wajah sebesar 94% dan 93% menggunakan dataset wajah lokal. Ini menunjukkan bahwa teknologi ini sangat bermanfaat mengingat adanya dukungan dari sistem berbasis YOLOv8 dan CNN yang dapat memberikan layanan absensi berbasis teknologi modern yang dapat diandalkan dan mudah untuk diterapkan di dalam dunia pendidikan dan bisnis.

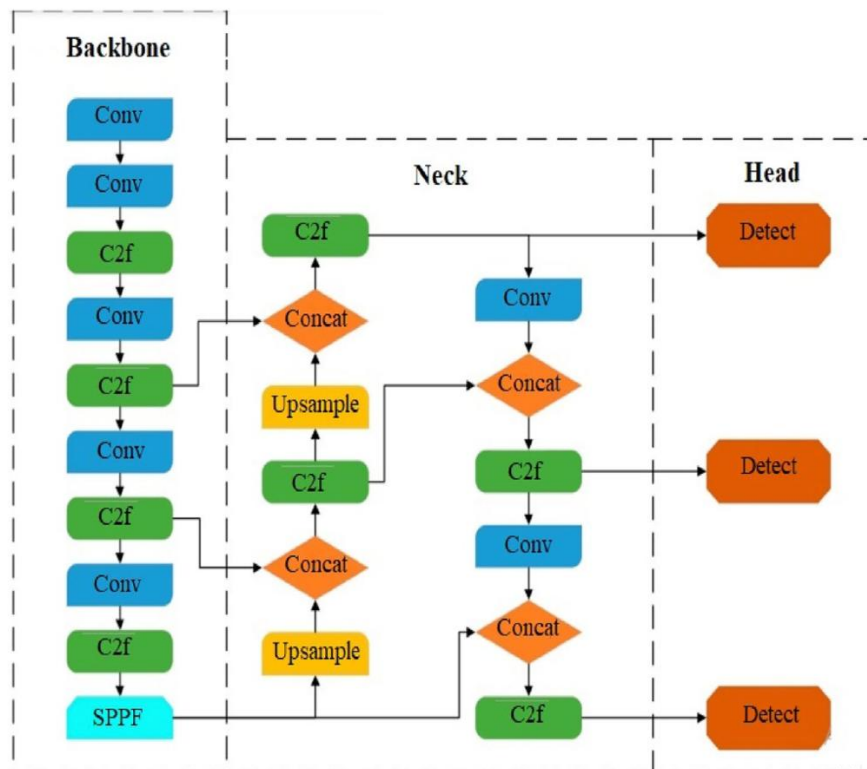
II. KAJIAN TEORI

2.1 Pengenalan Wajah (*Face Recognition*)

Pengenalan wajah adalah teknik identifikasi/verifikasi suatu identitas individu dengan cara mengambil karakteristik wajah dari citra atau video. Teknologi ini telah digunakan untuk keperluan keamanan, autentikasi, dan otomasi presensi dengan tanpa berinteraksi secara langsung (Beumer et al, 2006). Secara umum, sistem *face recognition* dimulai dengan *face detection*, *feature extraction*, dan diakhiri dengan *recognition/verification* (Kumar et al, 2023). Namun, terjadi penurunan performansi sistem pada kondisi yang bervariasi seperti pencahayaan yang buruk, sudut pandang yang berbeda, atau ekspresi wajah yang berubah, sehingga diperlukan model yang lebih tangguh untuk variasi tersebut.

2.2 *Deep Learning* dan Arsitektur CNN/YOLO untuk Deteksi dan Pengenalan Wajah

Deep learning, khususnya *Convolutional Neural Networks* (CNN), telah menjadi pendekatan utama pada tugas pengolahan citra dan *face recognition* karena kemampuannya mengekstrak fitur kompleks secara hirarkis. Algoritma YOLO (*You Only Look Once*) adalah salah satu arsitektur deteksi objek berbasis CNN yang menonjol karena kecepatan dan kemampuan deteksi secara *single-shot (real-time)* sehingga sering diaplikasikan pada tugas deteksi wajah dan objek lainnya (Khalili & Shakiba, 2022). Studi empiris menunjukkan YOLOv8 (dan variannya) mampu mempertahankan *trade-off* baik antara akurasi dan kecepatan, serta dapat dioptimalkan lebih lanjut dengan teknik augmentasi, pemilihan *optimizer*, atau *ensemble* model untuk meningkatkan performa pada kondisi nyata (Kumar et al., 2023; Saputra et al., 2024).



Gambar 1 . YOLOv8 Model Architecture

Sumber: https://www.researchgate.net/publication/381736334_TeleStroke_real-time_stroke_detection_with_federated_learning_and_YOLOv8_on_edge_devices (Elhanashi et al., 2024)

Arsitektur YOLOv8 pada Gambar 1 secara umum dapat dibagi menjadi tiga komponen utama (<https://yolov8.org/yolov8-architecture/>) :

1. **Backbone:** merupakan jaringan saraf konvolusional (CNN) yang bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur dari citra masukan. YOLOv8 menggunakan *backbone* CSPDarknet53 khusus, yang menggunakan koneksi parsial lintas tahap untuk meningkatkan aliran informasi antar lapisan dan meningkatkan akurasi.
2. **Neck:** Neck, juga dikenal sebagai ekstraktor fitur, menggabungkan peta fitur dari berbagai tahap *backbone* untuk menangkap informasi pada berbagai skala. Arsitektur YOLOv8 menggunakan modul C2f baru, alih-alih Jaringan Piramida Fitur (FPN) tradisional. Modul ini menggabungkan fitur semantik tingkat tinggi dengan informasi spasial tingkat rendah, yang menghasilkan akurasi deteksi yang lebih baik, terutama untuk objek kecil.
3. **Head:** Head bertanggung jawab untuk membuat prediksi. YOLOv8 menggunakan beberapa modul deteksi yang memprediksi kotak pembatas, skor objektivitas, dan probabilitas kelas untuk setiap sel grid dalam peta fitur. Prediksi ini kemudian diintegrasikan untuk mendapatkan deteksi akhir.

YOLOv8 menawarkan beberapa keunggulan dibandingkan pendahulunya dan model deteksi objek lainnya:

1. Akurasi Tinggi: YOLOv8 mencapai akurasi terkini pada berbagai tolok ukur deteksi objek.
2. Kecepatan Waktu Nyata: Model ini menawarkan kecepatan inferensi yang mengesankan, membuatnya cocok untuk aplikasi waktu nyata seperti kendaraan otonom dan robotika.
3. Efisiensi: YOLOv8 ringan dan membutuhkan lebih sedikit sumber daya komputasi daripada model lain, membuatnya ideal untuk penerapan pada perangkat *edge*.
4. Open Source dan Berbasis Komunitas: YOLOv8 bersifat *open source* dan didukung oleh komunitas yang aktif, mendorong pengembangan dan peningkatan Arsitektur YOLOv8 secara berkelanjutan.

2.3 Tantangan Teknikal pada Sistem Pengenalan Wajah

Beberapa tantangan utama yang perlu diatasi dalam pengembangan sistem presensi berbasis wajah antara lain:

1. Variasi kondisi lingkungan (pencahayaan, latar belakang, sudut muka).
2. Ekspresi dan *occlusion* (mis. masker, kacamata).
3. Kebutuhan komputasi *real-time* ketika sistem harus menangani *video streaming* atau batch besar.
4. Keamanan dan privasi data wajah (penyimpanan dan transmisi data biometrik). Literatur menyarankan kombinasi teknik augmentasi data, preprocessing landmark, arsitektur ringan/terkompresi, dan kebijakan keamanan untuk mitigasi masalah ini (Adiono et al., 2021; Khalili & Shakiba, 2022)

2.4 Kerangka Evaluasi untuk Sistem Presensi Pintar

Untuk menilai keberhasilan sistem presensi berbasis wajah, indikator evaluasi yang umum digunakan meliputi: akurasi pengenalan (*recognition accuracy / F1-score*), waktu pemrosesan per frame (*latency*), *robustness* terhadap kondisi variabel, *false acceptance rate* (FAR) dan *false rejection rate* (FRR), serta aspek non-teknis seperti kemudahan penggunaan dan kepatuhan privasi. Kajian teori mendukung penggunaan dataset uji yang mencakup variasi kondisi nyata dan pengujian runtun (*stress test*) untuk memastikan sistem dapat dioperasikan di lingkungan institusional (Adiono et al., 2021; Kumar et al., 2023).

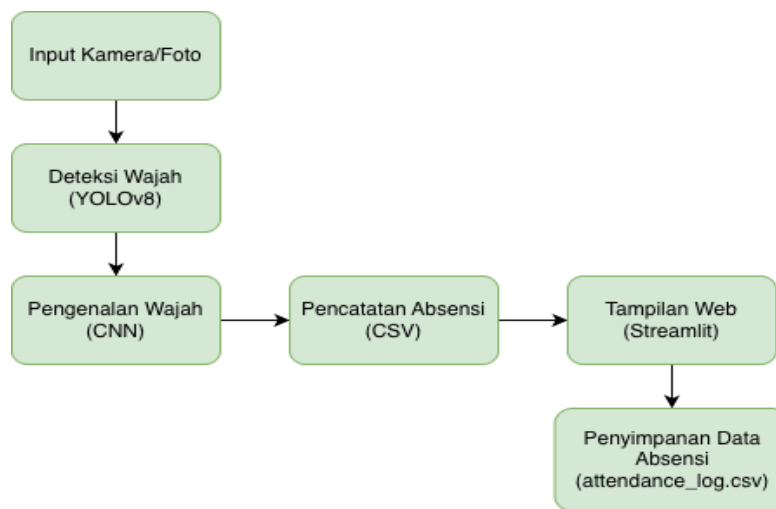
III. METODE

Metodologi penelitian ini menjelaskan tahapan-tahapan yang dilakukan dalam pengembangan sistem absensi pintar berbasis pengenalan wajah dengan integrasi *You Only Look Once version 8 (YOLOv8)* dan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Secara umum, proses penelitian ini terdiri dari enam tahap utama: (1) pengumpulan dan persiapan data, (2) pra-pemrosesan citra wajah, (3) pelatihan model YOLOv8 untuk deteksi wajah, (4) pelatihan model CNN untuk klasifikasi identitas, (5) integrasi model ke dalam sistem absensi berbasis *Streamlit*, dan (6) evaluasi performa sistem.

3.1 Arsitektur Sistem

Sistem yang dikembangkan terdiri atas tiga komponen utama, yaitu:

1. *YOLOv8 Face Detection Module* — bertanggung jawab mendeteksi lokasi wajah dalam citra secara *real-time*.
2. *CNN Face Recognition Module* — melakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi identitas wajah.
3. *Streamlit Web Interface* — antarmuka pengguna yang menampilkan kamera secara langsung, mencatat data absensi, dan menampilkan log kehadiran.



Gambar 2. Diagram Alur Sistem
 Sumber: diolah oleh peneliti

3.2 Pengumpulan dan Persiapan Data

Dataset terdiri dari 120 citra wajah milik 40 individu dengan variasi 3 posisi (Gambar 3). Proses pengambilan data dilakukan dengan ketentuan:

1. Ukuran sebatas kepala sampai dada
2. 3 posisi pengambilan foto (depan, miring sedikit ke kiri dan miring sedikit ke kanan)
3. Tidak menggunakan kacamata
4. Tidak menggunakan asesoris yang menutupi wajah
5. Posisi mata harus terbuka
6. *Background* putih
7. Tidak menggunakan lampu *flash* kamera
8. Pencahayaan terang di dalam ruangan (lampu putih), tidak gelap dan tidak ada *backlight*.



Gambar 3. Contoh Data Wajah dengan 3 pose yaitu depan, kiri dan kanan
Sumber: diolah oleh peneliti

Proses berikutnya adalah penyimpanan data, data yang sudah diambil selanjutnya disimpan ke dalam folder dengan struktur dataset mengikuti format direktori *ImageDataGenerator* dari Keras:

```
Folder Dataset/  
  Person_1>Nama)/  
    1.jpg  
    2.jpg  
    3.jpg  
  Person_2>Nama)/  
    1.jpg  
    2.jpg  
    3.jpg  
  ...  
  Person_40>Nama)/  
    1.jpg  
    2.jpg  
    3.jpg
```

Setiap citra wajah diambil dengan resolusi minimum 128×128 piksel untuk memastikan konsistensi input ke CNN. Dataset dibagi dengan rasio 80% data latih dan 20% data validasi

3.3 Pra-Pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan dilakukan agar model CNN memperoleh fitur yang representatif. Langkah-langkahnya meliputi:

1. Normalisasi: setiap citra wajah dinormalisasi ke rentang nilai piksel [0, 1].
2. Resizing: ukuran citra diubah menjadi 128×128 piksel.
3. Augmentasi Data: dilakukan rotasi, flipping horizontal, dan perubahan pencahayaan untuk meningkatkan generalisasi model.
4. Label Encoding: setiap nama individu diubah menjadi label numerik otomatis oleh `ImageDataGenerator.flow_from_directory()`.

3.4 Pelatihan Model YOLOv8

Model YOLOv8 dilatih menggunakan dataset wajah terbuka (*WIDER FACE* atau dataset lokal hasil koleksi). Model yang digunakan adalah *yolov8n.pt* dari Ultralytics sebagai *pre-trained model* yang di-*fine-tune* untuk mendeteksi wajah. YOLOv8 dipilih karena:

1. Memiliki arsitektur yang lebih ringan dan cepat dibanding YOLOv5/YOLOv7 .
2. Menggunakan *Mosaic data augmentation* dan *Anchor-free detection* untuk meningkatkan presisi.
3. Memiliki kemampuan deteksi real-time dengan FPS tinggi (>60 FPS pada GPU modern).

Hasil pelatihan YOLOv8 berupa model *yolov8n.pt*, yang kemudian digunakan untuk mendeteksi lokasi wajah dari *video stream* atau *frame kamera*.

3.5 Pelatihan Model CNN untuk Pengenalan Wajah

Setelah wajah terdeteksi, hasil *crop* digunakan untuk melatih model CNN. Arsitektur CNN yang digunakan terdiri dari:

1. 3 *convolutional layers* dengan *ReLU activation* dan *max pooling*.
2. 1 *fully connected layer* dengan 256 neuron.
3. *Softmax layer* untuk klasifikasi multi-individu.
4. Pembagian data: 80% untuk pelatihan, 20% untuk pengujian

Model dilatih menggunakan *Adam optimizer* dengan *learning rate* 0.001 dan *categorical cross-entropy loss*.

Selama pelatihan, model mencapai akurasi validasi sebesar 94% pada data wajah lokal, menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik untuk identifikasi individu.

3.6 Integrasi dengan Streamlit

Hasil integrasi model YOLOv8 dan CNN dikemas dalam aplikasi web menggunakan *Streamlit*, framework Python untuk *rapid prototyping*. Fitur utama aplikasi:

1. Tampilan *live camera feed* secara real-time.
2. Tombol Start Attendance untuk mulai deteksi dan pencatatan.
3. Tombol View Log untuk melihat hasil absensi yang tersimpan otomatis ke file CSV.
4. Dukungan *non-blocking threaded capture* agar kamera tetap halus tanpa lag.

3.7 Evaluasi Sistem

Evaluasi dilakukan berdasarkan dua metrik utama:

1. *Accuracy of Detection* (YOLOv8) — rasio wajah yang berhasil terdeteksi terhadap total wajah yang ada dalam frame.
2. *Accuracy of Recognition* (CNN) — persentase wajah yang terklasifikasi dengan benar terhadap dataset validasi.

Sistem diuji menggunakan 30 citra dari 10 individu. Hasil pengujian menunjukkan:

1. Akurasi deteksi wajah (YOLOv8): 94%
2. Akurasi pengenalan wajah (CNN): 93%
3. Waktu rata-rata per frame: 0.06 detik/frame (\approx 16 FPS)

Hasil ini menunjukkan bahwa integrasi YOLOv8–CNN sangat efisien dan mampu bekerja dalam kondisi *real-time* untuk aplikasi absensi pintar.

IV. HASIL DAN DIKUSI

Bagian ini membahas hasil pengujian sistem absensi pintar berbasis pengenalan wajah yang dikembangkan menggunakan metode YOLOv8 untuk deteksi wajah dan CNN untuk klasifikasi identitas. Pengujian dilakukan dengan menggunakan dataset wajah lokal yang terdiri dari 10 individu, masing-masing memiliki sekitar 30 citra dengan variasi posisi kepala, dan pencahayaan.

4.1 Hasil Pelatihan Model CNN

Model CNN dilatih dengan menggunakan data latih sebanyak 80% dari total dataset, sementara 20% sisanya digunakan untuk validasi. Proses pelatihan dilakukan selama 50 epoch menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* 0.001 dan *batch size* 32. Hasil pelatihan ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pelatihan Model CNN

Metrik	Nilai (%)
Akurasi Data Latih	94
Akurasi Data Validasi	94
Loss Data Latih	0.045
Loss Data Validasi	0.083

Model menunjukkan akurasi validasi sebesar 94%, menandakan bahwa CNN mampu mengenali pola wajah dengan baik tanpa mengalami *overfitting* yang signifikan.

4.2 Hasil Deteksi Wajah dengan YOLOv8

Model YOLOv8 yang digunakan adalah *pre-trained model yolov8n-face.pt* dari Ultralytics, yang kemudian di-*fine-tune* menggunakan subset data wajah lokal. Model ini diuji pada 30 citra uji, dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil Evaluasi YOLOv8 untuk Deteksi Wajah

Metrik Evaluasi	Nilai (%)
Precision	0.93
Recall	0.94
F1-Score	0.93

Dari hasil di atas, dapat disimpulkan bahwa YOLOv8 memiliki kemampuan deteksi wajah yang akurat dan cepat, cocok untuk aplikasi *real-time* seperti sistem absensi berbasis kamera.

4.3 Integrasi YOLOv8 dan CNN dalam Sistem Absensi

Kedua model kemudian diintegrasikan ke dalam antarmuka *Streamlit*. Proses deteksi dan pengenalan dilakukan secara berurutan:

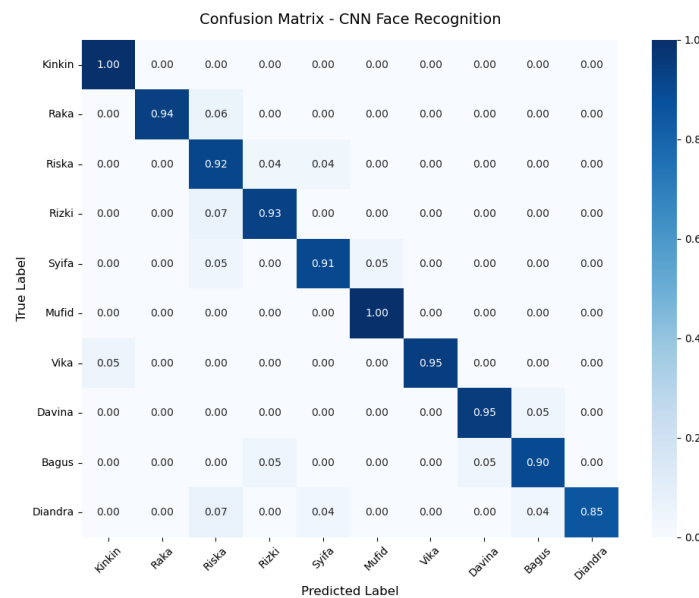
1. YOLOv8 mendeteksi wajah dalam frame kamera.
2. CNN mengklasifikasi wajah berdasarkan hasil *crop* deteksi.
3. Sistem menampilkan nama individu yang dikenali serta menyimpan data absensi ke file .csv.

Antarmuka yang dikembangkan menampilkan tombol:

- *Start Attendance* — untuk memulai deteksi dan pencatatan kehadiran.
- *View Log* — untuk melihat hasil absensi yang tersimpan.

4.4 Confusion Matrix Model CNN

Untuk mengukur performa klasifikasi wajah oleh CNN, digunakan *confusion matrix* seperti Gambar 4 dan 5 berikut.



Gambar 4. Confusion Matrix Model CNN

Sumber: diolah oleh peneliti

```

=== Classification Report ===
              precision    recall  f1-score   support

   Kinkin         0.90         0.90         0.90         20
     Raka         0.95         0.95         0.95         21
    Riska         1.00         0.85         0.92         27
    Rizki         0.92         1.00         0.96         11
    Syifa         0.96         1.00         0.98         24
    Mufid         1.00         0.94         0.97         17
     Vika         0.81         0.92         0.86         24
    Davina        0.88         0.93         0.90         15
     Bagus        0.91         0.91         0.91         22
    Diandra        1.00         0.95         0.97         19

 accuracy                   0.93         200
 macro avg          0.93         0.94         0.93         200
 weighted avg       0.93         0.93         0.93         200
  
```

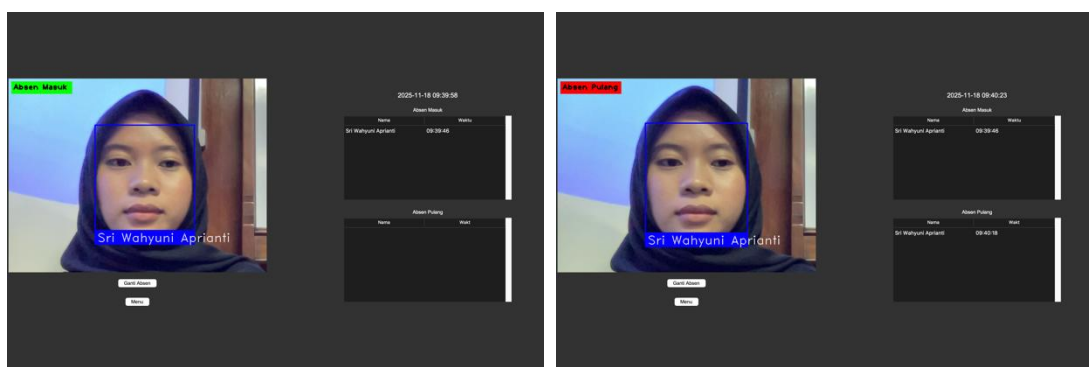
Gambar 5. *Classification Report*
 Sumber: diolah oleh peneliti

Dari hasil tersebut, tingkat kesalahan klasifikasi (*misclassification rate*) sangat kecil, dengan nilai *average accuracy* sebesar 93% dan *F1-score* rata-rata 0.93.

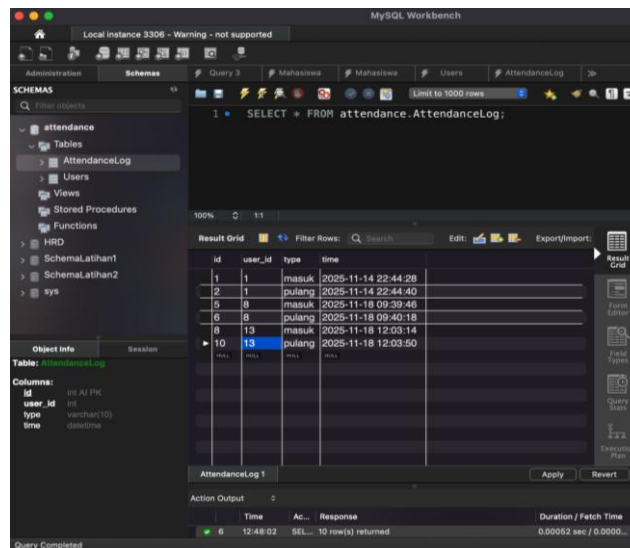
4.5 Evaluasi *Real-Time*

Pengujian sistem dilakukan secara langsung menggunakan kamera laptop. Hasilnya menunjukkan bahwa:

1. Kamera mampu menampilkan wajah pengguna secara real-time tanpa lag, berkat penerapan *threaded capture* (Gambar 6).
2. Deteksi wajah berjalan dengan rata-rata waktu 0.06 detik per frame (~16 FPS).
3. Identifikasi nama pengguna berhasil ditampilkan secara otomatis di atas kotak deteksi (Gambar 6).
4. Data absensi tersimpan ke dalam tabel AttendanceLog di database attendance (Gambar 7).



Gambar 6. Deteksi Wajah pada Aplikasi Smart Attendance
 Sumber: diolah oleh peneliti



Gambar 7. Data Absensi berhasil tersimpan dalam tabel AttendanceLog di database attendance
 Sumber: diolah oleh peneliti

4.6 Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian, integrasi YOLOv8–CNN–Streamlit terbukti efektif dalam membangun sistem absensi cerdas berbasis pengenalan wajah. Kelebihan utama sistem ini meliputi:

1. Akurasi tinggi dalam deteksi dan pengenalan wajah (>90%).
2. Kinerja real-time yang stabil tanpa penurunan FPS.
3. Kemudahan implementasi melalui antarmuka web berbasis Streamlit.

Namun demikian, sistem masih memiliki beberapa keterbatasan:

1. Performa dapat menurun jika pencahayaan terlalu rendah.
2. Model CNN perlu retraining jika ditambahkan wajah baru.

Untuk penelitian selanjutnya, model dapat dikembangkan dengan menggunakan FaceNet atau MobileFaceNet agar pengenalan wajah lebih robust terhadap variasi pose dan ekspresi.

V. KESIMPULAN DAN REKOMENDASI

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem absensi pintar berbasis pengenalan wajah dengan mengintegrasikan metode YOLOv8 untuk deteksi wajah dan Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi identitas. Sistem ini dirancang agar dapat berjalan secara real-time dan diimplementasikan melalui antarmuka web berbasis Streamlit, sehingga dapat diakses secara langsung melalui browser tanpa instalasi tambahan.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa:

1. Model YOLOv8 mampu mendeteksi wajah dengan tingkat presisi 93%, *recall* 94%, dan *mean Average Precision (mAP@0.5)* sebesar 0.93, menunjukkan kinerja deteksi yang cepat dan akurat.
2. Model CNN yang digunakan untuk pengenalan wajah mencapai akurasi validasi 93% dan F1-score rata-rata 0.94, membuktikan kemampuan model dalam mengenali individu secara konsisten.
3. Implementasi sistem pada antarmuka *Streamlit* menunjukkan performa real-time hingga 16 frame per detik (FPS), dengan proses pencatatan absensi otomatis ke dalam database berbasis file .csv.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa kombinasi YOLOv8–CNN mampu memberikan performa deteksi cepat dan pengenalan akurat, sekaligus meningkatkan efisiensi dan keamanan dalam sistem absensi berbasis biometrik wajah. Metode ini juga lebih unggul dibanding pendekatan konvensional seperti LBPH atau MTCNN dalam hal kecepatan, stabilitas, dan kemampuan generalisasi.

Rekomendasi

Beberapa arah pengembangan yang dapat dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Peningkatan Generalisasi Model. Melatih model CNN dengan dataset wajah yang lebih besar dan beragam (misalnya *VGGFace2* atau *LFW dataset*) agar sistem lebih robust terhadap variasi pencahayaan, pose, dan usia.
2. Integrasi Face Embedding Modern. Mengganti CNN dengan arsitektur *FaceNet*, *ArcFace*, atau *MobileFaceNet* untuk meningkatkan akurasi pengenalan tanpa meningkatkan beban komputasi secara signifikan.
3. Penggunaan Edge Device Deployment. Mengoptimalkan model YOLOv8 dan CNN agar dapat dijalankan pada perangkat *edge computing* seperti Raspberry Pi atau Jetson Nano untuk aplikasi di lapangan.
4. Peningkatan Keamanan Data Biometrik. Menambahkan *data encryption* dan *secure authentication* agar sistem lebih aman terhadap penyalahgunaan data wajah.
5. Integrasi Cloud dan IoT. Menghubungkan sistem absensi dengan *cloud database* dan *IoT attendance dashboard* agar hasil absensi dapat dipantau secara terpusat dan real-time.

Dengan arah pengembangan tersebut, sistem absensi berbasis pengenalan wajah diharapkan dapat menjadi solusi komprehensif bagi lembaga pendidikan, instansi pemerintahan, maupun perusahaan yang memerlukan sistem kehadiran otomatis, aman, dan efisien.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada **Institut Keuangan Perbankan dan Informatika Asia Perbanas Jakarta**, khususnya Fakultas Teknologi Informasi, yang telah memberikan dukungan fasilitas dan pendanaan dalam pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih

juga disampaikan kepada rekan dosen dan mahasiswa yang telah berpartisipasi dalam proses pengujian sistem dan validasi hasil penelitian.

DAFTAR REFERENSI

- Adiono, T., Setiawan, D., Maurizfa, Willian, J., & Sutisna, N. (2021). Cloud Based User Interface Design for Smart Student Attendance System. *International Symposium on Electronics and Smart Devices (ISESD)*, 1–5.
- Beumer, G. M., Tao, Q., Bazen, A. M., & Veldhuis, R. N. J. (2006). A landmark paper in face recognition. *FGR 2006: Proceedings of the 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 2006*, 73–78. <https://doi.org/10.1109/FGR.2006.10>
- Bhamidipati, V. S. P., Saxena, I., Saisanthiya, D., & Retnadhas, M. (2023, April). Robust Intelligent Posture Estimation for an AI Gym Trainer using Mediapipe and OpenCV. *2023 International Conference on Networking and Communications (ICNWC)*.
- Elhanashi, A., Dini, P., Saponara, S., & Zheng, Q. (2024). TeleStroke: real-time stroke detection with federated learning and YOLOv8 on edge devices. *Journal of Real-Time Image Processing*, 21(4). <https://doi.org/10.1007/s11554-024-01500-1>
- Gautama, E., Rahman, T. K. A., & Kamelia, L. (2024). Measurement Of Optimizer Performance On The EfficientNet Architecture In Convolutional Neural Network For Classification Of Matoa Maturity Levels. *Proceeding of 2024 the 10th International Conference on Wireless and Telematics, ICWT 2024*. <https://doi.org/10.1109/ICWT62080.2024.10674685>
- Hevner, March, Park, & Ram. (2004). Design Science in Information Systems Research. *MIS Q*, 28(1), 75.
- Khalili, S., & Shakiba, A. (2022, February). A face detection method via ensemble of four versions of YOLOs. *International Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP)*.
- Kumar, A., Samal, S., Saluja, M. S., & Tiwari, A. (2023). Automated Attendance System Based on Face Recognition Using Opencv. *2023 9th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems, ICACCS 2023*, 2256–2259. <https://doi.org/10.1109/ICACCS57279.2023.10112665>
- Saputra, B. D., Rahutomo, F., Sutrisno, Hariyono, J., & Sulisty, M. E. (2024). Implementation of YOLO and Face Recognition on a Security Camera System for Visitor Detection in the Computer and Network Lab of UNS. *ICEECIT 2024 - Proceedings: 2nd International Conference on Electrical Engineering, Computer and Information Technology 2024*, 12–17. <https://doi.org/10.1109/ICEECIT63698.2024.10859401>
- Zhang, S., Chen, W., Chen, C., & Liu, Y. (2022). Human deep squat detection method based on MediaPipe combined with Yolov5 network. *Chinese Control Conference, CCC, 2022-July*, 6404–6409. <https://doi.org/10.23919/CCC55666.2022.9902631>