

Implementasi Sistem Verifikasi dan Pengenalan Wajah Berbasis YOLOv8n dan VGG-Face untuk Presensi Perkuliahan

Cahyaningsih Listya Suhardi^{*1}, Candra Milad Ridha Eislam¹, Fernanda Agung Wicaksono²

¹Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Politeknik IDN Bogor, Jonggol, Bogor, Jawa Barat 16830, Indonesia

²LKP Enter, Kotawaringin Barat, Kalimantan Tengah 74112, Indonesia

Informasi Naskah:

Diterima: 16 Januari 2026/ Direview: 24 Januari 2026/ Direvisi: 05 Februari 2026/ Disetujui Terbit: 09 Februari 2026

DOI: 10.33369/pseudocode.13.1.44-53

*Korespondensi: cahyaningsihlistyasuhardi@gmail.com

Abstract

This research presents the development of a facial recognition and verification system that aims to address attendance record falsification in university lectures, a persistent challenge in non-biometric attendance management. The proposed framework integrates the efficiency of YOLOv8n for facial detection with the strong feature representation capability of VGG-Face. The system applies image augmentation to create varied facial embeddings, uses Cosine Similarity for identity verification, and evaluates its performance through accuracy, precision, recall, and F1-Score metrics. Experimental evaluations on student facial datasets captured under different lighting conditions, poses, and viewing angles show that the system achieves a stable accuracy of around 90 % without augmentation, increasing to 97 % with augmentation, which enhances overall stability and reliability. These results demonstrate that the integration of YOLOv8n and VGG-Face offers an effective and dependable solution for strengthening the security and credibility of facial recognition-based attendance systems in academic settings.

Keywords: face recognition; student attendance; face verification; augmentation; YOLOv8; VGG-Face.

1. Pendahuluan

Kemajuan dalam bidang kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* telah membawa perubahan besar terhadap cara manusia membangun dan mengelola sistem keamanan berbasis biometric [1]. Salah satu teknologi yang mengalami perkembangan signifikan adalah pengenalan wajah (*face recognition*), yang kini menjadi pilar utama dalam penerapan sistem identifikasi digital berbasis biometrik [2]. Teknologi ini dinilai lebih efisien dan memiliki tingkat keamanan yang tinggi dibandingkan metode konvensional seperti penggunaan kartu identitas atau tanda tangan manual. Dalam konteks pendidikan dan pelatihan, penerapan sistem pengenalan wajah menjadi kebutuhan mendesak untuk mendorong penerapan sistem pencatatan kehadiran berbasis teknologi dan pengelolaan kehadiran yang selama ini masih bergantung pada campur tangan manusia [3]. Upaya digitalisasi ini sangat penting agar data kehadiran yang terekam benar-benar merepresentasikan kehadiran fisik mahasiswa secara akurat [4], sekaligus menutup peluang terjadinya praktik kecurangan atau pemalsuan data presensi.

Kebutuhan akan sistem identifikasi digital yang cerdas menjadi semakin relevan bagi lembaga pendidikan formal maupun non-formal. Pada praktiknya, sebagian besar sistem pendidikan, khususnya pada jenjang perkuliahan di Indonesia, masih mengandalkan metode presensi manual berbasis tanda tangan atau pencatatan kehadiran secara konvensional. Metode ini dinilai kurang efektif dan rentan terhadap berbagai permasalahan keakuratan, terutama akibat adanya manipulasi identitas, seperti mahasiswa yang saling menandatangani

daftar hadir rekannya [5]. Kondisi tersebut tidak hanya menghambat ketertiban dalam proses pencatatan kehadiran, tetapi juga menurunkan tingkat akurasi data presensi mahasiswa yang seharusnya menjadi dasar penilaian serta evaluasi akademik secara objektif [3], [5].

Sebagai solusi terhadap permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan algoritma deteksi objek YOLOv8 (*You Only Look Once* versi 8) untuk mendeteksi wajah mahasiswa secara cepat dan akurat [6], [7]. YOLOv8 dikenal memiliki kinerja yang unggul dalam menyeimbangkan kecepatan pemrosesan dan ketepatan deteksi, menjadikannya salah satu model terbaik di antara generasi YOLO sebelumnya [8]. Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan terdiri atas 100 citra wajah dari 10 mahasiswa aktif, di mana setiap individu diwakili oleh 10 foto dengan variasi pencahayaan yang berbeda. Dataset tersebut digunakan sebagai dasar pengujian sistem untuk memastikan kemampuan model dalam mengenali wajah di bawah berbagai kondisi visual. Untuk mengatasi keterbatasan jumlah data, penelitian ini menerapkan teknik augmentasi gambar guna memperkaya variasi visual citra wajah tanpa harus menambah data baru secara manual. Menurut penelitian [9], augmentasi seperti perubahan pencahayaan dan rotasi ringan mampu membantu model pengenalan wajah mempelajari karakteristik wajah secara lebih konsisten, sehingga kinerja sistem menjadi lebih stabil pada berbagai kondisi visual. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan pendekatan tersebut dengan mengintegrasikan model pengenalan wajah berbasis VGG-Face, sehingga sistem tidak hanya mampu mendeteksi keberadaan wajah secara presisi, tetapi juga melakukan proses

pengenalan dan verifikasi identitas mahasiswa berdasarkan karakteristik biometrik wajah yang unik [10].

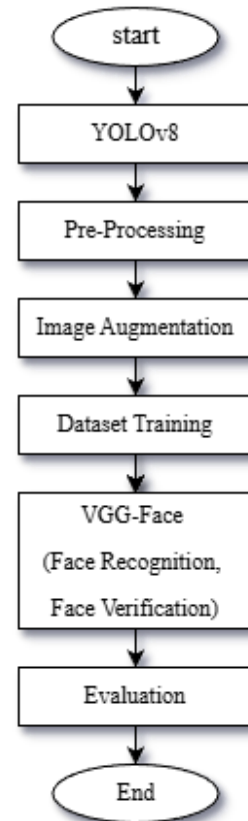
Pemilihan model pengenalan wajah berbasis *VGG-Face* dalam penelitian ini didasarkan pada kemampuannya dalam mengekstraksi fitur wajah tingkat tinggi yang stabil pada citra formal maupun non-formal [10], [11]. Menurut penelitian [12] *VGG-Face* banyak digunakan dalam sistem verifikasi wajah karena arsitekturnya mampu merepresentasikan karakteristik biometrik wajah secara konsisten pada dataset berukuran terbatas. Studi lain oleh [13] menunjukkan bahwa *VGG-Face* memiliki performa yang kompetitif pada skenario identifikasi individu dengan variasi pencahayaan dan ekspresi wajah, meskipun jumlah data pelatihan relatif kecil. Kondisi ini sangat relevan dengan penelitian yang dilakukan pada lingkungan pendidikan, di mana ketersediaan data wajah sering kali terbatas dan bersifat terkontrol [14]. Oleh karena itu, penggunaan *VGG-Face* dinilai tepat sebagai fondasi pengembangan sistem pengenalan wajah yang berorientasi pada verifikasi identitas mahasiswa secara akurat dan konsisten [15].

Evaluasi kinerja sistem pengenalan dan verifikasi wajah pada penelitian ini dilakukan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*, yang umum digunakan untuk menilai keandalan sistem biometrik berbasis *deep learning*. *VGG-Face* telah digunakan secara luas, penelitian terdahulu [16] menunjukkan adanya keterbatasan ketika model dihadapkan pada variasi kondisi yang tidak terkontrol, performa *VGG-Face* hanya mencapai tingkat akurasi yang relatif rendah. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan dan verifikasi wajah melalui integrasi deteksi wajah yang lebih presisi dan strategi evaluasi kinerja yang lebih menyeluruh, sehingga diharapkan mampu mengatasi keterbatasan performa yang ditemukan dalam penelitian sebelumnya [16] serta mendukung proses presensi kehadiran mahasiswa secara akurat [2], [3].

2. Metodologi Penelitian

Alur penelitian diawali dengan pengumpulan data wajah mahasiswa yang bersumber dari satu foto formal sebagai identitas awal setiap individu. Tahap selanjutnya adalah deteksi wajah menggunakan YOLOv8n untuk menentukan area wajah secara presisi. YOLOv8n adalah varian nano dari keluarga YOLOv8 di mana huruf n menandai konfigurasi model yang paling ringkas dan hemat komputasi sehingga sangat sesuai untuk kebutuhan inferensi pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Penulis menggunakan YOLOv8n karena model ini memiliki ukuran yang ringan, kecepatan pemrosesan yang tinggi, serta dukungan perangkat lunak yang matang dan mudah diintegrasikan ke dalam sistem presensi perkuliahan. Penelitian [17] menunjukkan bahwa peningkatan akurasi YOLOv8 lebih baik dibandingkan dengan versi YOLO yang lebih baru. Oleh karena itu, dalam konteks presensi perkuliahan yang menuntut waktu respon cepat, ukuran model kecil, dan kemudahan *deployment*, penggunaan YOLOv8n merupakan pilihan yang rasional dan terukur, sekaligus memungkinkan penulis memfokuskan penelitian pada tahapan lain, seperti *pre-processing*, *augmentasi*, dan ekstraksi fitur menggunakan *VGG-Face*.

Wajah yang telah terdeteksi selanjutnya melalui proses *pre-processing*, yang meliputi pemotongan dan penyesuaian ukuran agar sesuai dengan kebutuhan model. Untuk meningkatkan keberagaman data, diterapkan teknik *augmentasi* citra sebelum data disiapkan sebagai data latih. Selanjutnya, proses ekstraksi fitur wajah dilakukan menggunakan model *VGG-Face*. Pada tahap akhir, data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem berdasarkan metrik *akurasi*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*, guna menilai kemampuan sistem dalam mengenali dan memverifikasi identitas mahasiswa. Alur metodologi penelitian ini ditunjukkan pada Gbr 1.



Gbr. 1. Diagram Alur Penelitian

2.1 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari data wajah mahasiswa aktif Lembaga Kursus “ENTER” (*English Center*) yang diambil pada saat pertama kali mahasiswa melakukan pendaftaran, dengan menggunakan foto formal mengenakan jas sebagai data identitas awal. Pada tahap awal, sebanyak 10 foto wajah dari 10 mahasiswa digunakan dalam proses *pre-processing* untuk menyesuaikan kualitas data, termasuk penyesuaian ukuran, pencahayaan, dan normalisasi wajah sebelum diproses oleh sistem, data wajah yang digunakan pada tahap ini ditunjukkan pada Gbr 2. Selanjutnya, untuk tahap pengujian (*testing*), digunakan 100 foto wajah, di mana masing-masing mahasiswa diwakili oleh 10 foto dengan variasi pencahayaan yang berbeda.

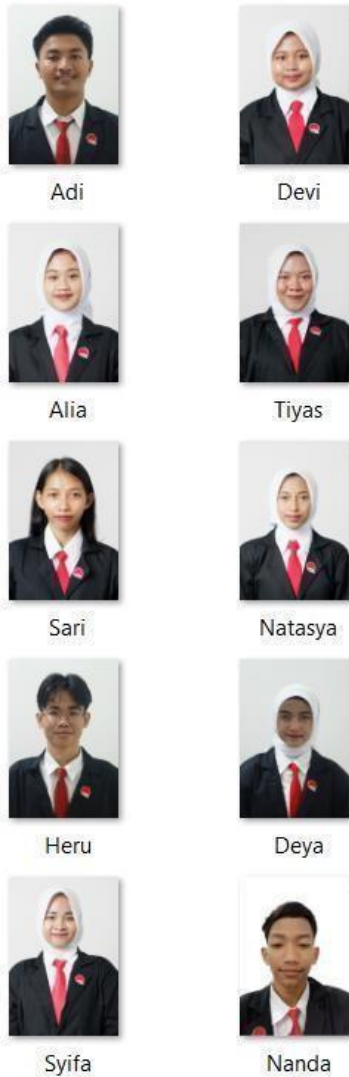
Gbr. 2.
Mahasiswa

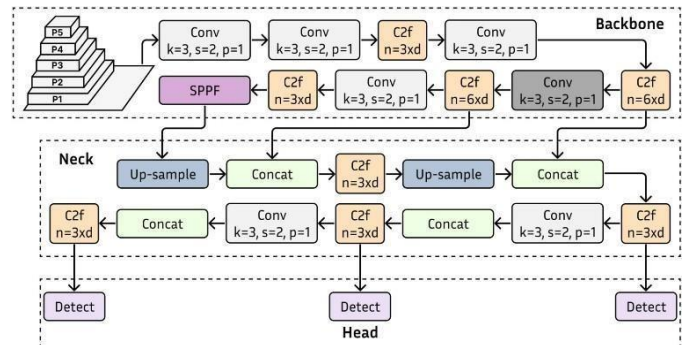
Foto Formal

2.2. YOLOv8

You Only Look Once versi 8 (YOLOv8) merupakan model deteksi objek dibangun di atas arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk menghasilkan kinerja deteksi yang cepat dengan tingkat ketelitian tinggi [16], [18]. Pada tahap awal, YOLOv8 berperan langsung dalam tahap pendeteksian dan penentuan posisi wajah dengan melakukan penyesuaian ukuran input citra agar dimensinya tetap konsisten sebelum masuk ke proses ekstraksi fitur. Tahap ini memastikan setiap wajah dapat dikenali lokasinya secara akurat melalui koordinat *bounding box*. Arsitektur YOLOv8 yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gbr 3. Selanjutnya, citra diproses menggunakan *backbone* berbasis *CSPNet* dan lapisan *C2f* untuk menangkap karakteristik penting wajah secara mendalam. Kombinasi arsitektur tersebut memungkinkan model memperoleh representasi fitur yang lebih kaya dan stabil, bahkan ketika menghadapi variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, maupun kualitas citra [19].

Sebagai tahap lanjutan, modul *SPPF* (*Spatial Pyramid Pooling – Fast*) dan *PANet* (*Path Aggregation Network*) dimanfaatkan untuk mengintegrasikan informasi dari berbagai skala spasial. Proses ini memperkuat kemampuan YOLOv8

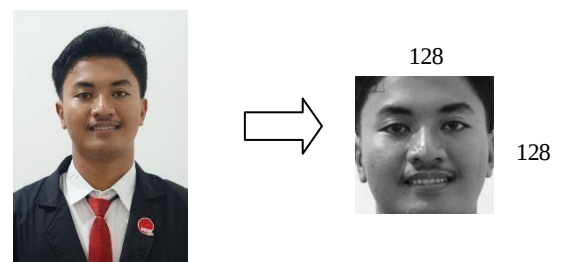
dalam mendeteksi wajah berukuran kecil, kompleks, atau yang berada pada jarak jauh dengan tetap menjaga ketelitian deteksi [18]. Hasil akhir dari tahap pendeteksian dan penentuan posisi wajah ini berupa *bounding box* yang menunjukkan lokasi wajah serta label objek yang dihasilkan oleh head YOLOv8. Mekanisme tersebut memungkinkan sistem bekerja dengan kecepatan tinggi dan akurasi yang optimal, sehingga sangat sesuai diterapkan pada sistem verifikasi dan pengenalan wajah berbasis visi komputer [19].



Gbr. 3. Arsitektur YOLOv8

2.3. Pre-Processing

Pada penelitian ini, setiap citra wajah yang telah terdeteksi dan ditentukan posisinya oleh model YOLOv8 kemudian memasuki tahap pra-pemrosesan sebagai langkah awal untuk menyiapkan data sebelum digunakan dalam pelatihan model. YOLOv8 terlebih dahulu memastikan lokasi wajah melalui koordinat *bounding box* sehingga area yang relevan dapat diekstraksi secara akurat. Bagian wajah yang telah teridentifikasi selanjutnya dipotong dari citra asli dan disesuaikan ke ukuran standar 128×128 piksel. Penyeragaman resolusi ini bertujuan menjaga konsistensi format input pada model deep learning agar proses pelatihan berjalan lebih stabil dan efisien. Selanjutnya, citra hasil pemotongan dikonversi ke bentuk *grayscale* seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 4 untuk menyederhanakan representasi data [20]. Penggunaan satu saluran warna ini mampu menurunkan kompleksitas komputasi sekaligus tetap mempertahankan informasi penting wajah, seperti tepi, kontur, dan pola geometris yang mendukung proses verifikasi dan pengenalan identitas [21].



Gbr. 4. Grayscale pada tahap Pre-processing

Pada tahap selanjutnya, peningkatan jumlah data latih dilakukan melalui teknik augmentasi untuk memperkaya variasi dataset. Setiap citra wajah diperbanyak dengan menghasilkan sejumlah gambar turunan dari data asli, misalnya dengan menambahkan 5, 10, atau 15 citra baru untuk setiap sampel awal. Pendekatan ini bertujuan memperluas cakupan karakteristik data sehingga model tidak hanya bergantung pada pola terbatas dari dataset awal. Dengan bertambahnya variasi sampel, sistem menjadi lebih adaptif terhadap perbedaan pencahayaan dan sudut pengambilan gambar. Dampaknya, kemampuan generalisasi model meningkat, performa pengenalan menjadi lebih konsisten, dan risiko terjadinya overfitting dapat diminimalkan [22].

2.4. Augmentasi Gambar

Setelah tahap *pre-processing* selesai, citra wajah yang telah melalui proses pemotongan, penyeragaman ukuran, dan konversi *grayscale* selanjutnya dimasukkan ke dalam tahap image augmentation. Tahap ini bertujuan untuk memperluas variasi data latih sehingga model tidak hanya belajar dari pola citra yang terbatas, tetapi juga mampu beradaptasi terhadap beragam kondisi visual yang mungkin ditemui pada data nyata. Dengan menambah keberagaman sampel, sistem menjadi lebih kuat dalam menghadapi perubahan pencahayaan, kualitas kamera, posisi wajah, serta perbedaan karakteristik gambar lainnya [23].

Penelitian ini menerapkan beberapa teknik augmentasi, seperti transformasi *multiply* untuk melakukan penyesuaian kecerahan secara ringan, *contrast* untuk mengatur tingkat kontras agar detail wajah tetap terbaca dalam kondisi cahaya yang berbeda, serta penyesuaian kecerahan pada saluran warna tertentu untuk mensimulasikan perubahan intensitas cahaya pada saluran tertentu. Selain itu, digunakan pula proses penajaman citra untuk mempertegas kontur dan struktur wajah, pembalikan citra secara horizontal guna menambah variasi orientasi wajah, serta efek *blur* untuk meniru kondisi gambar yang kurang fokus. Kombinasi teknik-teknik ini dirancang agar dataset menjadi lebih representatif terhadap situasi dunia nyata, sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik, lebih tahan terhadap gangguan visual, dan mampu menghasilkan performa pengenalan wajah yang lebih stabil serta akurat [22].

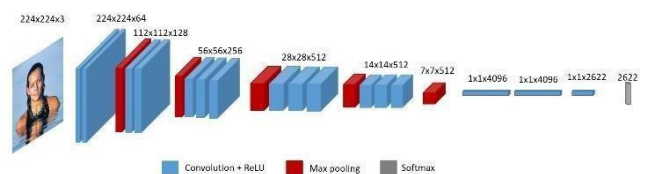
2.1. Dataset Training

Tahap pembentukan dataset *training* berfokus pada pengelolaan citra hasil augmentasi agar menghasilkan kumpulan data yang memadai baik dari sisi jumlah maupun mutu visual. Seluruh gambar yang telah melalui proses penyesuaian kecerahan, pengaturan kontras, pengaburan ringan, penajaman detail, serta pembalikan posisi wajah dimanfaatkan untuk membangun dataset yang kaya variasi dan mendekati kondisi nyata. Sebagai ilustrasi, jika terdapat 10 gambar asli dan setiap gambar dibuatkan 10 augmentasi, maka total dataset pelatihan mencakup 100 gambar wajah.

Seluruh citra hasil augmentasi disusun secara terstruktur dalam direktori khusus dengan penamaan berkas yang mencerminkan identitas subjek, nomor variasi, dan label yang relevan untuk memudahkan pengelolaan data. Setiap gambar juga diseragamkan ke ukuran standar 128×128 piksel untuk menjaga konsistensi dimensi masukan selama proses pelatihan. Setelah dataset terbentuk, seluruh citra diproses menggunakan model *VGG-Face* untuk menghasilkan *embedding*, yaitu representasi numerik yang merepresentasikan karakteristik unik setiap wajah. Nilai *embedding* ini menjadi dasar utama dalam sistem verifikasi dan pengenalan wajah, karena memungkinkan proses perbandingan identitas dilakukan secara lebih akurat, efisien, dan konsisten [24].

2.1. VGG-Face

VGG-Face adalah model *deep learning* berbasis *Convolutional Neural Network* yang dirancang khusus untuk mengekstraksi ciri khas wajah secara mendalam [10], [11], [12]. Seperti yang ditunjukkan pada Gbr 5, citra wajah yang telah melalui tahap dataset *training* terlebih dahulu dinormalisasi dan disesuaikan ukurannya sebelum masuk ke jaringan *VGG-Face*. Selanjutnya, citra diproses melalui serangkaian lapisan konvolusi yang berfungsi menangkap pola visual dasar hingga kompleks, seperti tepi, tekstur, dan struktur wajah. Proses ini dilanjutkan dengan lapisan *max pooling* untuk mereduksi dimensi data tanpa menghilangkan informasi penting. Hasil dari tahapan tersebut kemudian diteruskan ke lapisan *fully connected* yang menghasilkan sebuah vektor fitur berdimensi tinggi yang disebut *embedding*. *Embedding* inilah yang menjadi representasi numerik unik dari setiap wajah, karena memuat informasi karakteristik yang membedakan satu individu dengan individu lainnya.



Gbr. 5. Struktur Model VGG-Face

2.1. Evaluasi

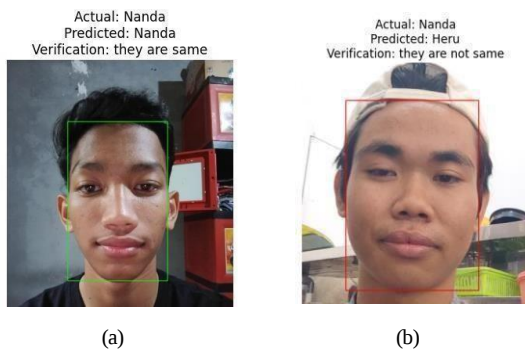
Pada penelitian ini, proses evaluasi dilakukan dengan menggunakan 100 citra uji yang berasal dari 10 subjek berbeda, di mana masing-masing subjek diwakili oleh 10 foto. Sebelum proses evaluasi dimulai, sistem terlebih dahulu membentuk *embedding* referensi (*template*) melalui tahap pelatihan model. Hasil *embedding* tersebut disimpan dalam berkas data numerik yang berisi representasi fitur dan label identitas setiap citra wajah. Seluruh *embedding* dihasilkan dari citra referensi hasil augmentasi yang digunakan sebagai basis pembelajaran model.

Pada tahap pengujian, setiap citra uji diproses melalui deteksi wajah menggunakan algoritma YOLOv8 sebagai *detector backend*. Setelah wajah berhasil dideteksi, sistem mengekstraksi fitur wajah (*feature embedding*) menggunakan model VGG-Face. Setiap *embedding* uji kemudian dibandingkan dengan seluruh *embedding* referensi hasil pelatihan menggunakan ukuran kemiripan *Cosine Similarity*.

Tingkat kemiripan antara dua vektor fitur dihitung berdasarkan (1), yang menggambarkan hubungan antara arah dan besar vektor representasi:

$$\text{Cosine} = \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|} \quad (1)$$

dimana X dan Y merupakan vektor representasi dari dua wajah yang dibandingkan. Nilai *Cosine Similarity* berkisar antara -1 hingga 1, dengan nilai yang semakin mendekati 1 menunjukkan tingkat kemiripan yang semakin tinggi antara kedua citra wajah.



Gbr. 6. Verifikasi Wajah: (a) they are same; (b) they are not same

Dalam tugas identifikasi (*one-to-many matching*), sistem memilih *embedding* referensi dengan nilai kemiripan tertinggi sebagai hasil prediksi akhir. Sedangkan pada proses verifikasi (*one-to-one matching*), *embedding* citra uji dibandingkan langsung dengan *embedding* referensi dari identitas tertentu. Jika nilai *Cosine Similarity* melebihi ambang batas (*threshold*) yang telah ditentukan, maka sistem menyatakan kedua *embedding* tersebut berasal dari orang yang sama dan diberi label “they are same”, sebagaimana ditunjukkan pada Gbr. 6(a). Sebaliknya, jika nilai kemiripan berada di bawah ambang batas, maka sistem menyimpulkan bahwa kedua *embedding* tidak berasal dari individu yang sama dan diberi label “they are not same” seperti diperlihatkan pada Gbr. 6(b). dan diklasifikasikan sebagai “Unknown”.

Selain hasil klasifikasi, sistem juga menampilkan *bounding box*, nama prediksi, dan nilai *confidence*. Nilai *confidence* dihitung secara praktis dari jarak kemiripan antar vektor dengan rumus:

$$\text{Confidence} = \text{rou}((1 - \text{min distance}) \times 100) \quad (2)$$

Untuk mengukur performa sistem secara kuantitatif, penelitian ini menggunakan metrik evaluasi klasik berupa *confusion matrix*, yang terdiri dari empat parameter utama, yaitu *True Positive (TP)*, *False Positive (FP)*, *False Negative (FN)*, dan *True Negative (TN)*. Berdasarkan nilai-nilai tersebut, dihitung beberapa metrik utama, yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, dengan rumus

sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Gambar}} \quad (3)$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive (TP)}}{\text{True Positive (TP)} + \text{False Positive (FP)}} \quad (4)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive (TP)}}{\text{True Positive (TP)} + \text{False Negative (FN)}} \quad (5)$$

$$\text{F1 Score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (6)$$

Selain metrik utama tersebut, penelitian ini juga mencatat jumlah citra yang diklasifikasikan sebagai “Unknown” dan jumlah file tanpa deteksi wajah sebagai indikator performa tambahan.

Sebagai bentuk validasi tambahan, dilakukan pula perhitungan akurasi manual, yaitu perbandingan antara jumlah prediksi benar terhadap total citra valid.

Pendekatan ini tidak hanya menilai performa algoritma dari sisi matematis, tetapi juga menggambarkan efektivitas sistem dalam konteks penerapan nyata, seperti pada penerapan sistem presensi dan verifikasi identitas mahasiswa berbasis pengenalan wajah yang membutuhkan tingkat akurasi dan konsistensi tinggi dalam kondisi operasional yang beragam [25].

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini membahas hasil pengujian kinerja model VGG-Face yang dipadukan dengan deteksi wajah berbasis YOLOv8n face menggunakan 10 citra formal dari 10 mahasiswa sebagai data pelatihan dan seratus citra sebagai data evaluasi dengan variasi pencahayaan sudut pengambilan dan pose yang diperkaya melalui proses augmentasi. Analisis difokuskan pada perbandingan kinerja model ketika dilatih dengan data menggunakan augmentasi dan tanpa augmentasi serta dengan variasi jumlah augmentasi untuk melihat sejauh mana teknik ini mampu meningkatkan keragaman data latih dan memperkuat ketahanan model terhadap kondisi dunia nyata. Kinerja sistem diukur menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1 score*, kemudian setiap konfigurasi dibandingkan secara sistematis.

3.1 Augmentasi Gambar

Tabel 1. Teknik Augmentasi

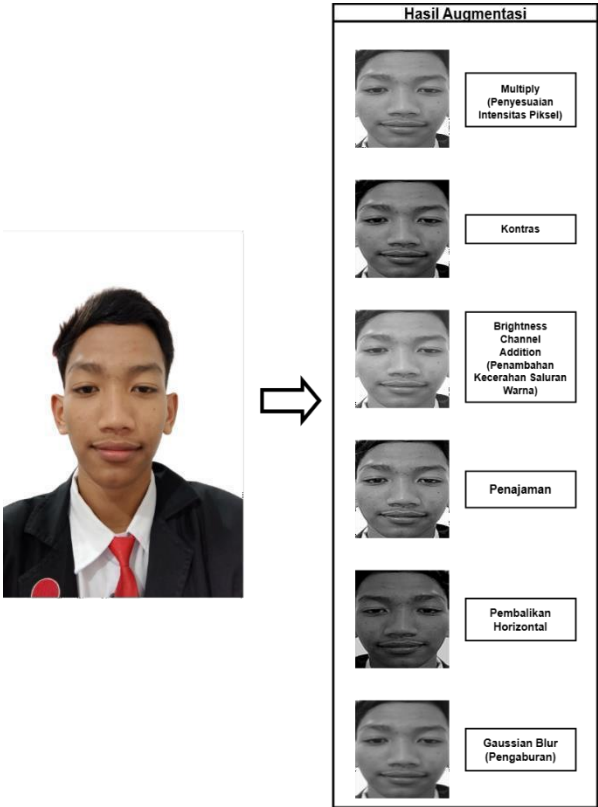
Teknik Augmentasi		
Jenis	Nilai	Efek
Multiply (Penyesuaian Intensitas Piksel)	(0.9, 1.1)	Mengubah tingkat kecerahan secara ringan.
Contrast (Kontras Gamma)	(0.9, 1.1)	Menyesuaikan kontras citra secara halus.
Brightness	(-50, 50)	

<i>Channel Addition</i> (Penambahan Kecerahan Saluran Warna)	Menambah atau mengurangi intensitas cahaya pada komponen kecerahan.
<i>Sharpen</i> (Penajaman)	Alpha: (0.0, 1.0), Lightness: (0.9, 1.0) Mempertajam detail wajah secara ringan .
<i>Flip Horizontal</i> (Pembalikan Horizontal)	Probability: 0.5 Membalik gambar secara horizontal dengan probabilitas 50%.
<i>Gaussian Blur</i> (Pengaburan)	Sigma: (0, 1.0) Menambah efek blur pada gambar.

Proses augmentasi citra yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1 dan Gbr. 7. Penyesuaian tingkat kecerahan dilakukan dalam rentang 0.9 hingga 1.1, sedangkan kontras diatur menggunakan metode *gamma correction* pada rentang yang sama untuk menghasilkan variasi pencahayaan yang alami. Selain itu, dilakukan modifikasi ringan pada tingkat intensitas cahaya untuk meniru kondisi pencahayaan yang beragam, serta penerapan penajaman detail wajah (*image sharpening*) dengan intensitas rendah untuk mempertahankan kejelasan fitur penting pada citra.

Transformasi tambahan meliputi pembalikan horizontal (*horizontal flip*) dengan probabilitas 50% untuk menambah keragaman pose wajah dan penerapan efek buram (*Gaussian blur*) dengan tingkat keburaman rendah guna meningkatkan ketahanan model terhadap citra yang kurang fokus. Teknik augmentasi ini diterapkan secara terkendali agar tidak menimbulkan distorsi pada struktur wajah. Pendekatan serupa telah terbukti efektif dalam meningkatkan ketahanan model terhadap variasi kondisi pencahayaan dan orientasi, sebagaimana ditunjukkan oleh [25] yang menegaskan bahwa augmentasi berbasis kecerahan, kontras, dan keburaman

mampu memperkuat kemampuan generalisasi model pengenalan wajah pada berbagai skenario pencitraan.



Gbr. 7. Hasil Augmentasi

Hasil augmentasi yang ditunjukkan pada Gbr. 7 memperlihatkan variasi citra wajah yang dihasilkan dari penerapan beberapa transformasi ringan, seperti penyesuaian kecerahan, kontras, penajaman detail, pembalikan horizontal, serta efek buram lembut. Variasi tersebut menunjukkan bahwa proses augmentasi berhasil menghasilkan beragam kondisi pencahayaan dan sudut tampilan tanpa mengubah struktur utama wajah. Dengan demikian, teknik ini efektif memperkaya dataset sehingga model pengenalan wajah.

3.1. Hasil Pengujian

Tabel 2. Hasil Pengujian

Jumlah Foto Augmentasi yang dihasilkan per foto formal	Penerapan Augmentasi	Akurasi Pengenalan dan Verifikasi wajah	Precision Pengenalan dan Verifikasi wajah	Recall Pengenalan dan Verifikasi wajah	F1 Score Pengenalan dan Verifikasi wajah
1x100	Diterapkan	91	91	100	95
1x90	Diterapkan	90	90	100	95
1x80	Diterapkan	93	93	100	96

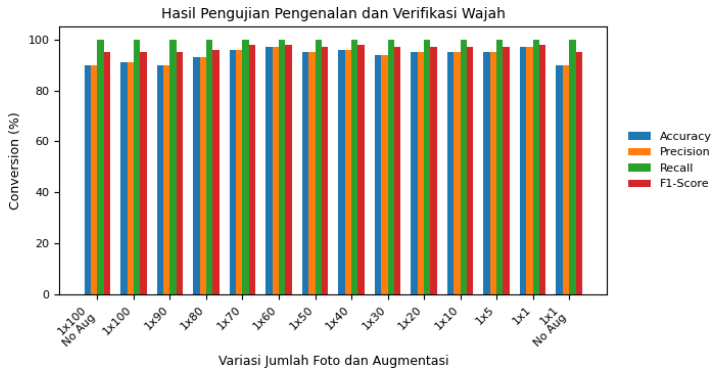
1x70	Diterapkan	96	96	100	98
1x60	Diterapkan	97	97	100	98
1x50	Diterapkan	95	95	100	97
1x40	Diterapkan	96	96	100	98
1x30	Diterapkan	94	94	100	97
1x20	Diterapkan	95	95	100	97
1x10	Diterapkan	95	95	100	97
1x5	Diterapkan	95	95	100	97
1x1	Diterapkan	97	97	100	98
1x1	Tidak Diterapkan	90	90	100	95
1x100	Tidak Diterapkan	90	90	100	95

Tabel 2. merupakan hasil pengujian yang disusun berdasarkan variasi jumlah citra yang digunakan untuk pelatihan. Penulis melakukan proses pelatihan secara bertahap dari jumlah 100 sampai 1 untuk mengevaluasi pengaruh skala data terhadap kinerja model. Jumlah foto augmentasi yang dihasilkan per foto formal pada tabel adalah jumlah foto dalam pelatihan, misalnya 1×100 menggunakan augmentasi berarti satu foto formal diperluas menjadi 100 citra melalui augmentasi, sedangkan 1×1 menggunakan augmentasi berarti hanya menggunakan satu citra hasil proses augmentasi tunggal dari foto formal tanpa melakukan penggandaan jumlah data.

Berdasarkan tabel 2 hasil pengujian, terlihat bahwa penerapan augmentasi memberikan peningkatan tidak hanya pada akurasi, tetapi juga pada nilai *precision*, *recall*, dan *F1-Score* dalam proses pengenalan dan verifikasi wajah. Pada kondisi tanpa augmentasi, baik untuk konfigurasi 1×100 maupun 1×1, nilai akurasi dan *precision* berada pada angka 90 %, *recall* mencapai 100 %, dan *F1-Score* sebesar 95 %. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi wajah dengan baik, namun tingkat ketepatan dalam mengenali identitas masih terbatas karena variasi data pelatihan yang kurang beragam [25].

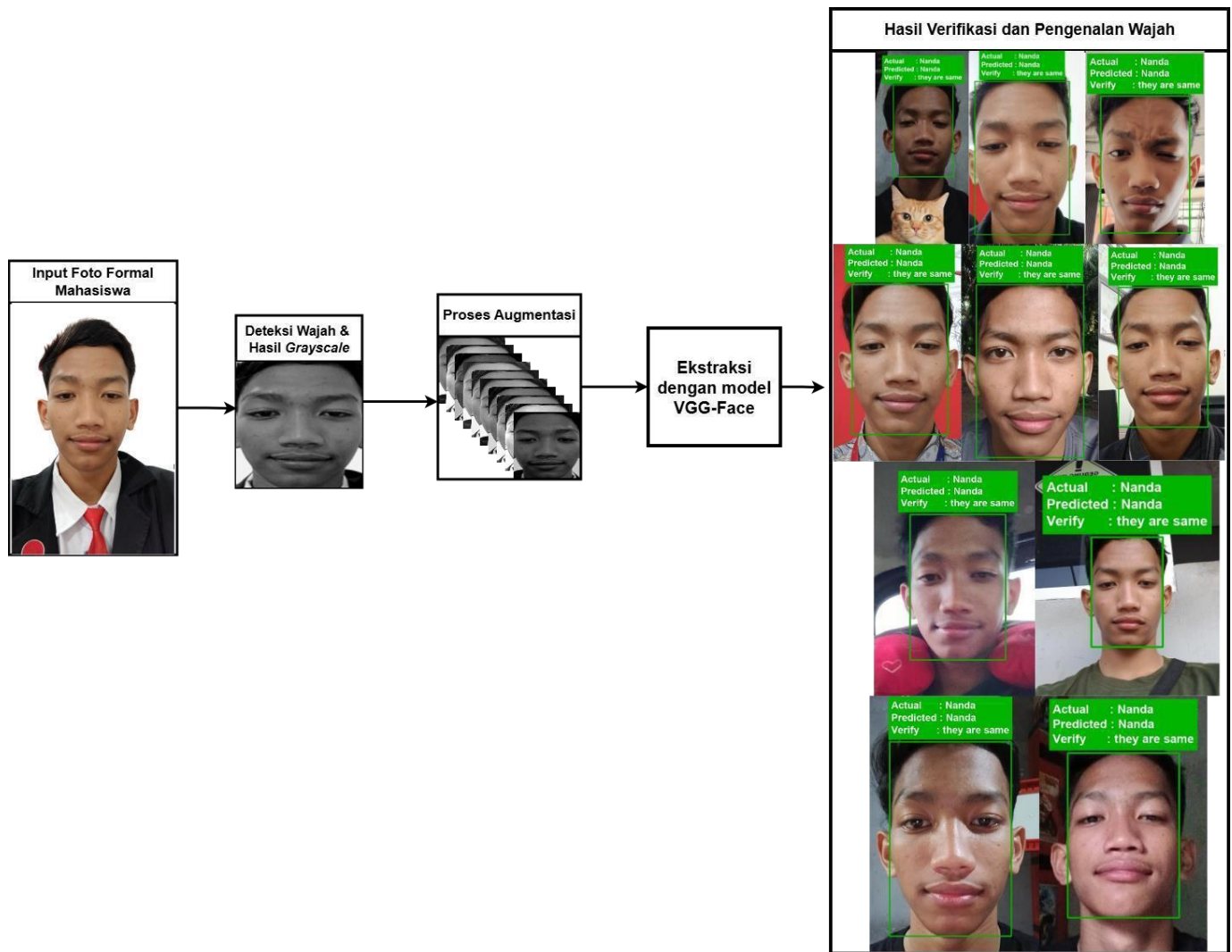
Grafik pada Gbr. 8 memperlihatkan, ketika augmentasi diterapkan, kinerja model meningkat secara lebih signifikan. Pada konfigurasi 1×100 dengan augmentasi, akurasi dan *precision* naik menjadi 91 %, sedangkan pada konfigurasi 1×60 dan 1×1 dengan augmentasi, akurasi dan *precision* mencapai 97 %, *recall* tetap 100 %, dan *F1-Score* meningkat hingga 98 %. Nilai *recall* yang konsisten menandakan bahwa sistem selalu berhasil menemukan wajah yang relevan, sementara peningkatan *precision* menunjukkan berkurangnya

kesalahan pengenalan identitas. *F1-Score* yang lebih tinggi mencerminkan keseimbangan yang semakin baik antara ketepatan dan kelengkapan pengenalan, sehingga dapat disimpulkan bahwa augmentasi berperan penting dalam meningkatkan performa keseluruhan model VGG- Face [26], [27].



Gbr. 8. Grafik hasil pengujian

Sebagai bentuk visualisasi hasil penerapan sistem, ditampilkan contoh proses dan hasil pengenalan dan verifikasi wajah pada Gbr. 9, yang menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan pengenalan dan verifikasi wajah secara konsisten dan akurat pada berbagai kondisi citra.



Gbr. 9. Hasil Verifikasi dan Pengenalan wajah

Pada Gbr. 9, Setiap wajah yang terdeteksi oleh YOLOv8n berhasil diberi *bounding box* dengan tepat, kemudian diekstraksi menggunakan VGG-Face sehingga identitas yang diprediksi sesuai dengan identitas aktual [28], yang ditunjukkan melalui informasi *Actual*, *Predicted*, serta status *Verify: they are same*. Hasil ini membuktikan bahwa sistem tidak hanya mampu mengenali identitas mahasiswa, tetapi juga memastikan kesesuaian antara citra uji dan data referensi yang tersimpan [7], [23].

Sistem verifikasi dan pengenalan wajah juga dibuktikan pada Gbr. 6 sangat penting dalam mencegah terjadinya pemalsuan kehadiran pada sistem Presensi di perkuliahan, khususnya praktik “titip absen”. Melalui mekanisme “*they are same*” dan “*they are not same*”, sistem memastikan bahwa hanya mahasiswa yang hadir secara fisik dan memiliki kecocokan biometrik yang dapat melakukan presensi. Dengan demikian, integrasi YOLOv8n sebagai pendeteksi wajah dan VGG-Face sebagai model fitur pengenalan wajah terbukti efektif dalam membangun sistem presensi mahasiswa yang objektif, akurat, dan memiliki tingkat keamanan yang tinggi, sehingga mampu menjaga integritas serta kredibilitas data kehadiran di

lingkungan akademik [5], [6], [7].

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi YOLOv8n sebagai pendeteksi wajah dan VGG-Face sebagai pembangkit representasi fitur mampu menghasilkan sistem pengenalan dan verifikasi wajah yang akurat [28] dan stabil untuk kebutuhan presensi perkuliahan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa tanpa augmentasi, akurasi model berada pada kisaran 90 %, baik pada konfigurasi 1×100 maupun 1×1 , yang mengindikasikan konsistensi performa dasar sistem. Setelah augmentasi diterapkan, kinerja model meningkat secara signifikan dengan akurasi tertinggi mencapai 97 %, khususnya pada konfigurasi 1×60 dan 1×1 , yang juga diikuti oleh peningkatan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Temuan ini menunjukkan bahwa peningkatan performa tidak semata-mata bergantung pada jumlah data hasil augmentasi, melainkan pada efektivitas variasi data yang digunakan.

Secara keseluruhan, konfigurasi 1×60 dan 1×1 dengan augmentasi memberikan keseimbangan terbaik antara efisiensi

data pelatihan dan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil ini menegaskan bahwa augmentasi berperan penting dalam memperkaya variasi data latih sehingga model menjadi lebih adaptif terhadap perubahan kondisi citra [6], [9], [25]. Sistem yang dikembangkan memiliki potensi untuk diterapkan pada presensi perkuliahan karena mampu meningkatkan ketepatan pengenalan sekaligus memperkuat mekanisme verifikasi identitas [3], [4], [5].

Namun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, terutama pada skala dan keragaman dataset yang relatif terbatas, sehingga kemampuan generalisasi sistem pada populasi yang lebih luas belum sepenuhnya teruji. Selain itu, evaluasi masih dilakukan pada kondisi yang relatif terkontrol, sehingga performa sistem pada lingkungan nyata (*real-world scenario*), termasuk variasi pencahayaan ekstrem dan sudut wajah yang tidak ideal, belum dianalisis secara menyeluruh.

Untuk pengembangan selanjutnya, penelitian dapat diarahkan pada perluasan skala dataset, pengujian di lingkungan nyata, serta optimasi konfigurasi augmentasi agar sistem semakin efisien dan siap digunakan secara operasional.

Referensi

- [1] V. Sokurenko, B. Rusyn, O. Manzhai, V. Nosov, S. Luchyk, and V. Luchyk, "Solving specific tasks of face image processing and analysis using artificial intelligence based tools," Ukraine, Dec. 2025. Accessed: Feb. 04, 2026. [Online]. Available: <https://ceur-ws.org/Vol-4126/paper13.pdf>
- [2] G. C. Terampe and Arif Pramudwiatmoko, "FACIAL RECOGNITION PERFORMANCE EVALUATION WITH YOLOV8, ARCFACE, AND SVM IN A CONTACTLESS EMPLOYEE ATTENDANCE SYSTEM," *Jurnal Riset Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 108–120, Dec. 2025, doi: 10.34288/jri.v8i1.465.
- [3] Dr. K. SubbaRao, R. V. Lakshmi, J. S. Wesly, M. Srihasra, S. S. Teja, and S. M. Sharif, "Visitor Authentication System Based on Face Recognition Technology," *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 13, no. 8, pp. 1744–1751, Aug. 2025, doi: 10.22214/ijraset.2025.73781.
- [4] M. Singhal and G. Ahmad, "Deep Learning Based Real Time Face Recognition For University Attendance System," in *2023 International Symposium on Devices, Circuits and Systems (ISDCS)*, Higashihiroshima, Japan: IEEE, May 2023, pp. 01–04. doi: 10.1109/ISDCS58735.2023.10153549.
- [5] Fernando and M. Ezar Al Rivan, "Sistem Absensi Digital Sekolah Dengan Teknologi Pengenalan Wajah YOLOv8," *Jurnal Algoritme*, vol. 5, no. 2, pp. 140–151, 2025, doi: 10.35957/algoritme.9652.
- [6] G. F. Mumtaz, J. Zeniarja, A. Luthfiarta, and A. N. I. Muttaqin, "Optimizing Face Recognition and Emotion Detection in Student Identification Using FaceNet and YOLOv8 Models," *Inform : Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 10, no. 1, pp. 34–44, Jan. 2025, doi: 10.25139/inform.v10i1.9304.
- [7] A. N. I. Muttaqin, A. Luthfiarta, A. Nugraha, and P. M. Salsabila, "Single-Image Face Recognition For Student Identification Using Facenet512 And YOLOv8 In Academic Environment With Limited Dataset," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 6, no. 5, pp. 3018–3032, Oct. 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.5.3908.
- [8] N. R. Muntari, Indah Chairun Nisa, Ana Srikaningih, Andri Yogi Adyatma Prasetyo, and Muhammad Yusril, "Penerapan Algoritma YOLOv8 Dalam Identifikasi Wajah secara Real-Time menggunakan CCTV untuk Presensi Siswa," *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 3, pp. 1155–1165, Nov. 2024, doi: 10.51454/decode.v4i3.847.
- [9] S. Yang, W. Xiao, M. Zhang, S. Guo, J. Zhao, and F. Shen, "Image Data Augmentation for Deep Learning: A Survey," Nov. 2023, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2204.08610>
- [10] S. D. Siswanti, H. Puspita, U. Huda, Selly, and D. Herdiana, "Deteksi Wajah Tersamar Menggunakan Metode VGGFace dan SVM," *Remik : Riset dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, vol. 9, no. 2, pp. 512–527, Apr. 2025, doi: 10.33395/remik.v9i2.14620.
- [11] C. Vimal and N. Shirivastava, "Face and Face-mask Detection System using VGG-16 Architecture based on Convolutional Neural Network," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 183, no. 50, pp. 975–8887, Feb. 2022, doi: 10.5120/ijca2022921700.
- [12] D. A. Rizki and N. Latifah, "IMPLEMENTASI CNN (VGG16) UNTUK VERIFIKASI KEMIRIPAN CITRA WAJAH MENGGUNAKAN GOOGLE COLAB DAN GOOGLE DRIVE," *Jurnal Media Akademik (JMA)*, vol. 3, no. 12, pp. 3031–5220, Dec. 2025, doi: 10.62281.
- [13] K. Thangavel, S. S. P, and S. Velusamy, "FACIAL EXPRESSION MULTI-VIEW RECOGNITION USING A NEURAL NETWORK-BASED ENSEMBLE MODEL," *ICTACT Journal on Data Science and Machine Learning*, vol. 6, no. 2, pp. 747–750, Mar. 2025, doi: 10.21917/ijdsml.2025.0153.
- [14] L. Al Khuzayem et al., "A Smart University Gate Using Face Recognition and IoT," *Applied Mathematics and Information Sciences*, vol. 19, no. 5, pp. 1113–1128, Sep. 2025, doi: 10.18576/amis/190512.
- [15] A. P. Chawla, S. E. Juliet, A. Suman, A. Khan, and G. Manikandan, "Deep Learning based Multi-face Recognition System for Automatic Attendance Registering in Classrooms," in *Proceedings of the 6th International Conference on Deep Learning, Artificial Intelligence and Robotics*, Vellore, 2025, pp. 203–214. doi: 10.2991/978-94-6463-740-3_18.
- [16] H. Sunarko, R. Hidayat, and R. Hartanto, "Comparative Analysis of Masked and Unmasked for Face Recognition Using VGG Face and MTCNN," in *Proceedings of the 5th International Conference on Applied Engineering, ICAE*, Batam: European Alliance for Innovation n.o., Oct. 2022. doi: 10.4108/eai.5-10-2022.2327473.
- [17] H. M. Zayani et al., "Unveiling the Potential of YOLOv9 through Comparison with YOLOv8," *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering (IJISAE)*, vol. 2, no. 13, pp. 2845–2854, Mar. 2024, [Online]. Available: www.ijisae.org
- [18] N. S. Vemulapalli, P. Paladugula, G. S. Prabhat, S. Abhishek, and A. T, "Face Detection with Landmark using YOLOv8," in *2023 3rd International Conference on Emerging Frontiers in Electrical and Electronic Technologies (ICEFEET)*, Patna, India: IEEE, Dec. 2023, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICEFEET59656.2023.10452204.
- [19] H. M. Yisihak and L. Li, "Advanced Face Detection with YOLOv8: Implementation and Integration into AI Modules," *Open Access*

- Library Journal*, vol. 11, no. 11, pp. 1–19, 2024, doi: 10.4236/oalib.1112474.
- [20] A. Sharma, K. Jyoti Swaroop, A. Jagreti, A. Tripathi, and S. Niketan, "CNN-Based Facial Recognition using Grayscale Imagery," *International Journal of Trend in Scientific Research and Development*, vol. 7, no. 6, pp. 935–945, Dec. 2023, [Online]. Available: <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>
- [21] K. Maharana, S. Mondal, and B. Nemade, "A review: Data pre-processing and data augmentation techniques," *Global Transitions Proceedings*, vol. 3, no. 1, pp. 91–99, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.gltp.2022.04.020.
- [22] L. D. V. Nguyen, V. Van Chau, and S. Van Nguyen, "Face Recognition Based on Deep Learning and Data Augmentation," in *Communications in Computer and Information Science*, Singapore: Springer, Nov. 2022, pp. 560–573. doi: 10.1007/978-981-19-8069-5_38.
- [23] Khairunnisa *et al.*, *Image Processing*. Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta: PT. Green Pustaka Indonesia, 2025.
- [24] F. Fharicsyah, Rayhan Syahputra, Jefrey Setiawan, and Ema Damayanti, "Implementasi Deep Learning untuk Sistem Absensi dengan Integrasi Data Identitas Menggunakan MTCNN, FaceNet, dan SVC," *Jurnal Sintaks Logika*, vol. 5, no. 2, pp. 182–192, Jul. 2025, doi: 10.31850/jsilog.v5i2.3904.
- [25] Z. Wang, J. Chen, and J. Hu, "Multi-View Cosine Similarity Learning with Application to Face Verification," *Mathematics*, vol. 10, no. 11, pp. 1–13, May 2022, doi: 10.3390/math10111800.
- [26] J. Selvagesan *et al.*, "Enhancing face recognition performance: a comprehensive evaluation of deep learning models and a novel ensemble approach with hyperparameter tuning," *Soft comput.*, vol. 28, no. 20, pp. 12399–12424, Oct. 2024, doi: 10.1007/s00500-024-09954-y.
- [27] F. F. Sherif, N. Tawfik, D. Mousa, M. S. Abdallah, and Y.-I. Cho, "Automated Multi-Class Facial Syndrome Classification Using Transfer Learning Techniques," *Bioengineering*, vol. 11, no. 8, pp. 1–21, Aug. 2024, doi: 10.3390/bioengineering11080827.
- [28] V. M. Rathod, A. M. Patil, H. S. Motekar, Ma. Usmani, V. D. Solavande, and S. B. Rathod, "Automatic face recognition based on enhanced Vggface- 16 model in an unconstrained environment using transfer learning," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 84, no. 33, pp. 41741–41763, Apr. 2025, doi: 10.1007/s11042-025-20819-w.