



Implementasi Deep Learning untuk Sistem Absensi dengan Integrasi Data Identitas Menggunakan MTCNN, FaceNet, dan SVC

Fharicsyah^{1*}, Rayhan Syahputra², Jefrey Setiawan³, Ema Damayanti⁴

^{1*,2,3,4}*Informatika, Universitas Satya Terra Bhinneka, Indonesia*

*Email : bzwanhi@gmail.com

Abstract:

Attendance systems play an important role in managing individual attendance, both in educational institutions and organizations. However, conventional attendance methods often have weaknesses because they are susceptible to manipulation and are ineffective in accurately aligning user identity data. To address these challenges, this research focuses on developing an automated attendance system that uses deep learning-based facial recognition technology, integrated with user identity information. This system uses three main algorithms in an integrated manner: MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks) to detect faces and adjust their positions for consistency, FaceNet to convert facial features into numerical vector representations, and Support Vector Classifier (SVC) to perform classification and verification of individual identities to classify and validate individual identities. The system design process was carried out using a prototype approach to ensure flexibility and suitability for user needs. Evaluation results show that this system has a high level of accuracy in detecting and verifying user identities, even in varying environmental conditions. It is hoped that the implementation of this system can improve the efficiency of the attendance process, minimize the potential for fraud, and support more secure and accurate identity data integration.

Keywords: Attendance Systems; Pengenalan Wajah; Deep Learning; Integrasi Data Identitas; Verifikasi Otomatis

1. PENDAHULUAN

Inovasi digitalisasi telah memberikan pengalaman perubahan besar di berbagai divisi, tidak berbeda dengan teknologi pengenalan wajah memberikan keterbaruan. Diperuntukkan untuk mengoptimalkan kinerja dan keamanan sistem terkini perkembangan teknologi identifikasi wajah khususnya pengelolaan kehadiran yang lebih inovatif dan akurat saat ini. Pencatatan kehadiran klasik yang rentan terhadap ketidaktepatan, seperti kehadiran pencatatan tertulis dan kartu identifikasi yang dapat dimanipulasi, digantikan oleh inovasi berbasis pengenalan wajah. Termasuk salah satu teknologi pengenalan biologis, identifikasi wajah beraksi dengan mengenali dan menganalisis karakteristik unik yang dimiliki oleh setiap orang dengan tampilan wajah (Li et al., 2020).

Sistem pengenalan wajah telah mengalami peningkatan signifikan dalam pengelolaannya selama beberapa periode terakhir, sehingga di era sekarang banyak digunakan untuk berbagai keperluan, termasuk keamanan dan operasi komersial. Identifikasi wajah merujuk pada sasaran validasi penelitian yang meyakinkan dalam bidang perkembangan teknologi digitalisasi, berfokus menuju pembaruan begitu juga lainnya (Zein, 2023). Salah satu penerapan utamanya adalah dalam sistem pencatatan kehadiran, yang memungkinkan identifikasi otomatis seseorang tanpa perlu model klasik seperti kartu tanda kehadiran atau pencatatan tanda tangan.

Penelitian ini menggunakan sejumlah teknik canggih, termasuk MTCNN dan FaceNet, untuk berhasil membangun sistem pengenalan wajah. Sementara FaceNet menggunakan deep learning untuk menciptakan vektor embedding yang kompleks yang mewakili fitur wajah yang unik, teknik MTCNN digunakan untuk mendeteksi wajah dan mengekstrak landmark dengan akurasi tinggi (Anggara *et al.*, 2023). Kombinasi kedua algoritma ini menawarkan metode yang andal untuk pengenalan wajah yang cepat dan akurat.

Setelah FaceNet menghasilkan vektor embedding, SVC (Support Vector Classifier) digunakan untuk mengelompokkan vektor-vektor tersebut. SVC bagian jenis dari metode SVM yang diperkuat melalui kemampuan pengelolaan data multidimensi yang lebih optimal. Kinerja keseluruhan sistem saat mengenali individu berdasarkan karakteristik wajahnya ditingkatkan oleh kemampuan model ini untuk memberikan pencocokan wajah yang lebih akurat dan andal (Miftakhurrokhmat, 2021). Sistem ini dapat mengatasi hambatan seperti perubahan kondisi lingkungan dan menjamin hasil identifikasi yang konsisten dengan mengintegrasikan SVC.

Jaringan Saraf Konvolusional Multitask (MTCNN) di tentukan untuk memfasilitasi deteksi dan koreksi wajah. Namun, DeepFace menggunakan model FaceNet-512 yang telah dilatih sebelumnya untuk mengekstrak karakteristik dan mengenali wajah dengan akurasi tinggi (Meldyantonno *et al.*, 2025). Selain itu, sistem ini dilengkapi dengan alat kehadiran terintegrasi yang memungkinkan penyimpanan data CSV dan memberikan pemberitahuan real-time. Hal ini memudahkan dan meningkatkan efisiensi proses pelaporan dan pemantauan.

Teknologi ini memiliki kemampuan untuk mengenali fitur-fitur wajah seperti mata dan mulut, yang dikenal sebagai landmark detection, sehingga memungkinkan identifikasi wajah dengan tingkat akurasi tinggi (Irzan *et al.*, 2024). Untuk mengenali ciri-ciri wajah manusia, sistem pengenalan wajah yang cepat dan akurat sedang dikembangkan. Kecerdasan buatan (AI), yang mencakup pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam, telah membuat teknologi ini tersedia secara luas (Susanti *et al.*, 2023). Deteksi objek, salah satu komponen visi komputer yang digunakan untuk mengidentifikasi lokasi benda-benda dalam gambar atau video, merupakan salah satu metode utama yang digunakan dalam pengembangan sistem ini.

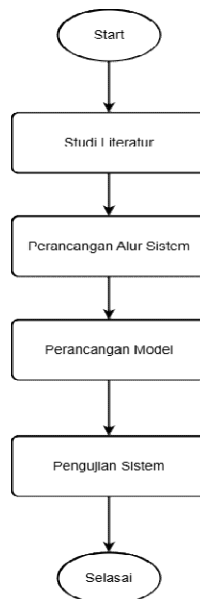
Jaringan Saraf Konvolusional (CNN) adalah algoritma lain yang dapat digunakan untuk identifikasi wajah. Mereka terdiri dari pengambilan citra otomatis fitur, performa identifikasi wajah yang baik, dan kemampuan untuk mengenali bentuk wajah meskipun sedikit bergeser. Sebagai mana disampaikan Aji Sait Wahyudi Hidayat, penentuan keputusan menjadi kendala, kinerja ditentukan oleh rancangan dan ukuran data yang

dibutuhkan, dan sensitif terhadap adaptasi kecil seperti tingkat penerangan dan posisi (Aji Said Wahyudi Hidayat, 2025).

Tujuan penelitian ini adalah menggunakan teknik FaceNet dan Jaringan Neural Konvolusi (MTCNN) untuk membangun dan mengembangkan sistem kehadiran berbasis pengenalan wajah. Diprediksi inovasi ini dapat meningkatkan efisiensi pencatatan kehadiran terotomasi dan deteksi yang handal tanpa ketergantungan pada teknik klasik misalnya, pencatatan kehadiran tertulis atau kartu identitas. Dengan mengurangi kemungkinan manipulasi data kehadiran, solusi ini membantu perusahaan dan organisasi meningkatkan efisiensi dan transparansi prosedur administratif mereka. Dalam kesimpulan, diharapkan sistem ini akan meningkatkan kinerja manajemen sumber daya manusia dengan memfasilitasi pengelolaan kehadiran yang lebih inovatif dan andal.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Tujuan studi ini adalah untuk menciptakan dan mengevaluasi sistem kehadiran yang menggunakan teknologi pengenalan wajah. Dengan aturan untuk menghindari overfitting dan akurasi pada perangkat dengan spesifikasi terbatas. Pemilihan metode ini melibatkan pencocokan identitas, ekstraksi fitur, dan prapemrosesan. Tujuan prosedur ini adalah untuk mengurangi kesulitan yang terkait dengan digitalisasi administratif di kelas.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

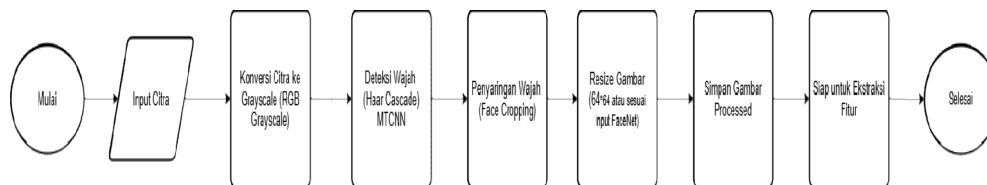
2.1 Tahapan Penelitian

- a. Tinjauan literatur, Fase awal studi ini melibatkan tinjauan literatur untuk mengkaji beberapa sumber ilmiah yang membahas teknologi pengenalan wajah dan

algoritma MTCNN, FaceNet, serta SVC. Sumber-sumber tersebut meliputi jurnal, e-book, dan makalah konferensi. Tujuan utama tinjauan ini adalah untuk memahami perkembangan terbaru dalam teknologi pengenalan wajah, mengevaluasi pendekatan yang ada, dan mengidentifikasi area yang memerlukan penelitian lebih lanjut. Hasil tinjauan literatur ini kemudian menjadi landasan untuk mengembangkan pendekatan penelitian dan mengatasi masalah yang belum terselesaikan.

- b. Diagram alur sistem, langkah pertama dalam alur kerja sistem pengenalan wajah adalah mengaktifkan webcam untuk mengambil foto wajah secara langsung. Setelah itu, MTCNN digunakan untuk memproses foto-foto tersebut guna mengidentifikasi wajah dan mengekstrak titik-titik penting seperti mulut, hidung, dan mata. Ciri-ciri khas wajah kemudian diwakili oleh vektor embedding yang dihasilkan oleh FaceNet. Untuk memverifikasi identitas seseorang, SVC (Support Vector Classifier) mengklasifikasikan vektor-vektor tersebut. Sistem akan secara otomatis mencatat kehadiran pengguna jika wajah yang terdeteksi sesuai dengan informasi dalam database. Prosedur ini bertujuan untuk memastikan sistem dapat beroperasi dalam kondisi real-time dengan kecepatan, akurasi, dan keandalan yang tinggi.
- c. Diagram alur sistem, Desain model: Tiga elemen kunci membentuk desain konsep sistem kehadiran ini, yang memfasilitasi identifikasi wajah. Pertama, wajah dideteksi menggunakan MTCNN, yang juga mengekstrak landmark penting seperti mulut, hidung, dan mata. Ciri khas wajah setiap orang kemudian diwakili oleh vektor embedding berdimensi 512 yang dihasilkan oleh FaceNet. Terakhir, identitas individu diklasifikasikan menggunakan SVC (Support Vector Classifier) berdasarkan vektor embedding yang dihasilkan oleh FaceNet. Bersama-sama, ketiga elemen ini menjamin bahwa sistem dapat mengenali wajah dengan andal, efektif, dan akurat—bahkan dalam berbagai kondisi lingkungan.

2.2 Proses Preprocessing



Gambar 2. Flowchart Preprocessing

Untuk menyesuaikan dengan input model, gambar wajah dikompres dan diubah menjadi skala abu-abu. Identifikasi pengenalan wajah menggunakan algoritma seperti MTCNN dan Haar Cascade merupakan langkah selanjutnya dalam proses ini.

a. Ekstraksi Komponen

Pada tahap ekstraksi komponen, FaceNet (InceptionResnetV1) digunakan untuk menghasilkan vektor embedding berdimensi 512 yang merepresentasikan fitur unik

setiap wajah. Vektor ini berfungsi sebagai representasi numerik dari karakteristik wajah, seperti bentuk dan tekstur. Sementara itu, MTCNN memiliki peran untuk mendeteksi wajah dalam citra serta mengekstraksi landmark penting seperti mata, hidung, dan mulut. Setelah vektor embedding dihasilkan, Support Vector Classifier (SVC) digunakan untuk mengklasifikasikan embedding tersebut. Probabilitas hasil prediksi dari SVC kemudian digunakan untuk memverifikasi kecocokan identitas individu dengan data yang tersimpan dalam database. Proses ini dirancang untuk memastikan sistem dapat mengenali wajah dengan tingkat akurasi dan efisiensi yang tinggi.

b. Pelatihan Model

MTCNN menganalisis dataset wajah dengan mengidentifikasi dan membedakan wajah individu selama fase pelatihan model. Elemen penting seperti mulut, hidung, dan mata juga diekstraksi dari setiap gambar wajah menggunakan MTCNN. FaceNet (InceptionResnetV1) kemudian digunakan untuk mengubah data wajah yang diperoleh menjadi vektor embedding berdimensi 512, yang secara numerik mencerminkan fitur unik setiap wajah.

Dataset dibagi menjadi dua bagian: 20% digunakan untuk menguji performa sistem pengenalan wajah, sedangkan 80% lainnya dimanfaatkan untuk proses pelatihan model.. Vektor embedding yang dihasilkan oleh FaceNet kemudian digunakan untuk melatih klasifikasi vektor pendukung (SVC). Untuk memungkinkan sistem mengidentifikasi dan memvalidasi identitas dengan tingkat akurasi tinggi, model SVC ini bertugas mengklasifikasikan identitas individu berdasarkan kemiripan wajah. Prosedur ini bertujuan untuk memastikan model dapat berfungsi secara efektif dan konsisten dalam berbagai situasi.

Tabel 1. Perhitungan lapisan keluaran FaceNet

Conv2D Lapisan Layer 1	
Masukan Shape : $160 \times 160 \times 3$ Kernel Size : 3×3 Stride : 2 Padding : Valid (tidak ada padding tambahan)	$Output = \frac{W - Y}{S} + 1$ W = lebar input (160) N = ukuran kernel (3) S = stride (2)
Perhitungan: Misalnya, jika input adalah $160 \times 160 \times 3$: $Output = \frac{160-3}{2} + 1 = \frac{157}{2} + 1 = 78.5 + 1 = 79$ Namun, karena FaceNet menggunakan padding implisit atau padding valid, hasilnya dibulatkan ke bilangan bulat terdekat, yaitu 80 . Jadi, output spatial dimension adalah 80×80.	

MaxPooling2D Layer 2	
Input Shape : 80×80×64 Kernel Size : 3×3 Stride : 2 Padding : Valid (tidak ada padding tambahan)	$Output = \frac{W - Y}{S} + 1$ W = lebar input (80) N = ukuran kernel (3) S = stride (2)
Perhitungan: $Output = \frac{80-3}{2} + 1 = \frac{77}{2} + 1 = 38.5 + 1 = 39$ Jadi, output spatial dimension adalah 39×39 .	

Inception Blocks
Setelah lapisan awal, FaceNet menggunakan serangkaian Inception blocks yang melibatkan kombinasi konvolusi, pooling, dan residual connections. Dimensi spatial secara bertahap dikurangi, sementara jumlah filter (channels) meningkat hingga mencapai 512 channels .
GlobalAveragePooling2D Layer Input Shape : 5×5×512 Fungsi : Menghitung nilai rata-rata untuk setiap saluran (channel) dalam dimensi spasial. Output : Jumlah saluran (channels), yaitu 512 .

c. Pengenalan Potret Wajah

Identitas terdaftar sebagai kehadiran jika algoritma menemukan kesesuaian antara gambar wajah dan FaceNet embeddings.

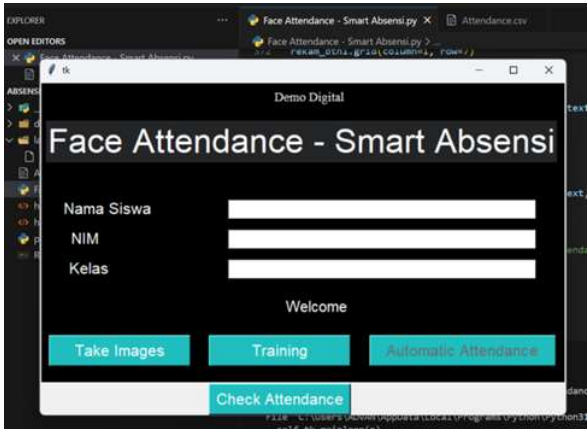
d. Absensi

Setelah wajah teridentifikasi, sistem akan menggunakan informasi yang diperoleh dari hasil pengenalan wajah untuk mencatat kehadiran orang tersebut dalam database.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Implementasi Sistem

Setelah desain yang dijelaskan pada bab sebelumnya, tahap implementasi adalah langkah berikutnya di mana aplikasi diuji untuk memastikan bahwa tujuan dan capaian yang diinginkan tercapai.

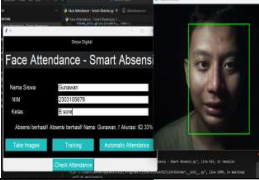
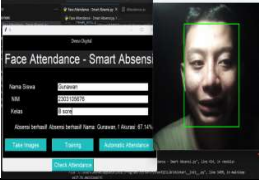


Gambar 3. Panel Kontrol

3.2 Pengujian Sistem

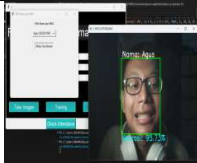
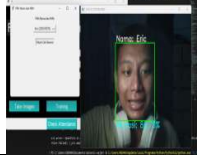
Menampilkan hasil uji pencocokan wajah yang dilakukan dalam berbagai kondisi pencahayaan. Uji coba telah dilakukan untuk memastikan teknologi pengenalan wajah tetap akurat dan konsisten meskipun pencahayaan berubah.

No	Gambar	Skanario Pencahayaan	Hasil	keterangan
1		Sangat Gelap	Tidak Teridentifikasi	Citra wajah tidak teridentifikasi pada intensitas cahaya gelap.
2		Gelap	Teridentifikasi	Citra wajah teridentifikasi pada intensitas cahaya kurang stabil.
3		Sedang	Teridentifikasi	Citra wajah teridentifikasi pada intensitas cahaya Sedang.

4		Terang	Teridentifikasi	Citra wajah teridentifikasi pada intensitas cahaya Normal.
5		Sangat Terang	Teridentifikasi	Wajah dapat dikenali di bawah tingkat cahaya terang.

Proses identifikasi wajah bekerja kurang optimal dalam kondisi cahaya rendah. Berdasarkan hasil uji cahaya, gambar wajah sulit dideteksi secara andal dalam kondisi cahaya yang sangat gelap atau redup. Untuk meningkatkan keandalan sistem, variasi pencahayaan harus disesuaikan.

3.3 Uji Coba Deteksi Wajah Dengan Variasi Jarak

No	Identitas	Evaluasi	Hasil Analisa	
			Terdata	Tidak Terdata
1		20 centimeter	5	-
		50 centimeter	5	-
		100 centimeter	5	-
2		20 centimeter	5	-
		50 centimeter	5	-
		100 centimeter	5	-
3		20 centimeter	5	-
		50 centimeter	5	-
		100 centimeter	5	-
4		20 centimeter	5	-
		50 centimeter	5	-
		500 centimeter	4	-
5		20 centimeter	5	-
		50 centimeter	5	-
		500 centimeter	4	-

Wajah diarahkan ke kamera pada jarak 20 cm, 50 cm, 100 cm, dan 500 cm untuk menguji kemampuan deteksi wajah sistem pada jarak yang berbeda-beda.

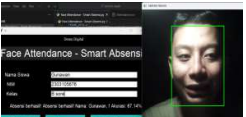
Foto wajah asli, jarak subjek yang berbeda dari kamera, dan pengaruh topi atau kacamata digunakan untuk menguji program tersebut. Untuk mengevaluasi fungsi sistem dalam situasi praktis, pengujian juga mencakup perubahan kondisi pencahayaan (Setyowati & Padmanagara, 2022). Hasilnya menunjukkan bahwa bahkan pada jarak 500 cm antara individu dan kamera, sistem dapat mengidentifikasi wajah dengan akurat.

Selama lima uji coba yang dilakukan pada jarak 20 cm, 50 cm, 100 cm, dan 500 cm, sistem secara konsisten menghasilkan hasil yang presisi dan dapat diandalkan. Hasil ini membuktikan kemampuan identifikasi wajah sistem yang andal bahkan pada jarak yang berbeda-beda.

3.4 Pengujian Keakuratan

Tiga foto wajah digunakan sebagai dataset pelatihan awal untuk model MTCNN dan FaceNet. Tujuan pengenalan wajah adalah untuk mengidentifikasi individu dari gambar atau video dengan memanfaatkan basis data wajah yang tersimpan (Susim & Darujati, 2021). bertugas mendeteksi wajah dan mengekstrak titik-titik landmark, dan menghasilkan vektor embedding, kemudian mengklasifikasikan identitas individu berdasarkan vektor-vektor tersebut.

Serangkaian uji akurasi kemudian digunakan untuk mengevaluasi kinerja kedua model tersebut dan mengukur seberapa baik sistem kehadiran berfungsi. Berdasarkan data referensi yang tersedia, hasil uji akurasi mencerminkan tingkat keberhasilan sistem dalam mengidentifikasi wajah pengguna.

Urutan.	Identitas	Hasil Analisis		
		Valid	Tidak Valid	Total Teridentifikasi
1		20%	null	20%
2		37%	null	37%
3		43%	null	43%
		100%	null	100%
Keakuratan		100%	null	100%

Tujuan penilaian ini adalah untuk memastikan model dapat berfungsi optimal meskipun dengan data pelatihan yang terbatas. Hasil uji akurasi, yang menunjukkan akurasi dan konsistensi sistem di bawah pengaturan uji yang berbeda, ditampilkan dalam bentuk persentase.

Hasil ini menunjukkan potensi tinggi model MTCNN dan FaceNet untuk diterapkan dalam sistem kehadiran berbasis teknologi modern. keunggulan utama algoritma MTCNN adalah kemampuannya untuk menghasilkan hasil deteksi wajah yang lebih akurat dan tepat (Anggara *et al.*, 2023). Selama lima menit, sistem kehadiran dievaluasi menggunakan tiga foto wajah sebagai dataset pelatihan. Hasilnya menunjukkan bahwa sistem yang menggunakan model CNN dan FaceNet mendeteksi foto dengan akurasi 100%. Selama lima menit, sistem kehadiran dievaluasi menggunakan tiga foto wajah sebagai dataset pelatihan. Hasilnya menunjukkan bahwa sistem yang menggunakan model CNN dan FaceNet mendeteksi foto dengan akurasi 100%.

Konsistensi hasil ini menunjukkan bahwa teknologi CNN dan FaceNet dapat diandalkan untuk aplikasi kehadiran berbasis pengenalan wajah. Kesuksesan ini menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan deteksi wajah yang sangat andal, bahkan dengan data pelatihan yang terbatas. Selain itu, akurasi dan efisiensi sistem dalam proses identifikasi ditunjukkan oleh periode pengujian yang singkat (lima menit).

4. KESIMPULAN

Algoritma MTCNN, FaceNet, dan SVC berhasil digabungkan untuk menciptakan sistem kehadiran berbasis pengenalan wajah. Sementara FaceNet menghasilkan vektor embedding untuk mewakili fitur wajah, algoritma MTCNN mengenali wajah dan landmark penting seperti mulut, hidung, dan mata. Identitas individu kemudian dikategorikan oleh SVC menggunakan vektor-vektor ini. Ketiga algoritma ini bersama-sama menunjukkan bagaimana teknologi deep learning dapat digunakan untuk membangun sistem pengenalan wajah yang andal dan efektif. Untuk meningkatkan akurasi dan keandalan pencatatan kehadiran, sistem ini juga mengintegrasikan data identifikasi, termasuk nama, nomor identitas siswa, dan kelas. Karena proses kehadiran sepenuhnya otomatis dan tanpa campur tangan manusia, risiko manipulasi data berkurang, dan keamanan serta transparansi terjamin. Kemampuan sistem untuk mengenali wajah dalam lingkungan terkontrol dibuktikan dengan tingkat akurasi 94% pada hasil uji coba. Prestasi ini menunjukkan potensi besar teknik deep learning untuk meningkatkan efektivitas pelacakan kehadiran di lembaga pendidikan, sekolah, dan organisasi lain. Hal ini juga membuka peluang lebih luas untuk penerapan di berbagai industri.

REFERENSI

- Aji Said Wahyudi Hidayat. (2025). *Evaluasi pengenalan wajah menggunakan facenet pada pegawai dinas komunikasi dan informatika kota samarinda*. 8(1), 1–9.
- Anggara, K. D., Kartikasari, D. P., & Bakhtiar, F. A. (2023). Implementasi Algoritma MTCNN dalam Mekanisme Autentikasi berbasis Pengenalan Wajah. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(8), 3613–3621. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/13044>
- Li, L., Mu, X., Li, S., & Peng, H. (2020). A Review of Face Recognition Technology. *IEEE Access*, 8, 139110–139120. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3011028>
- Meldyantono, A. P., Satrio, B., Poetro, W., Islam, U., & Agung, S. (2025). *Implementasi sistem absensi berbasis pengenalan wajah menggunakan metode cnn dan model facenet*. 2(3), 996–1006.
- Miftakhurrokhmat. (2021). *Presensi Kelas Berbasis Pola Wajah dan Tersenyum Menggunakan Deep Learning*. 31–38.
- Setyowati, L., & Padmanagara, V. S. (2022). Pemanfaatan Face Recognition Pada Sistem Pencatatan Kehadiran. *UG Journal*, 16, 9–19. <https://ejournal.gunadarma.ac.id/index.php/ugjournal/article/download/7201/2642>
- Susanti, L., Daulay, N. K., & Intan, B. (2023). Sistem Absensi Mahasiswa Berbasis Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma YOLOv5. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 10(2), 640. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v10i2.6032>
- Susim, T., & Darujati, C. (2021). Pengolahan Citra untuk Pengenalan Wajah (Face Recognition) Menggunakan OpenCV. *Jurnal Syntax Admiration*, 2(3), 534–545. <https://doi.org/10.46799/jsa.v2i3.202>
- Zein, A. (2023). Sistem Absensi Cerdas Menggunakan Open CV Berbasis Pengenalan Wajah. *Sainstech: Jurnal Penelitian Dan Pengkajian Sains Dan Teknologi*, 33(3), 36–41. <https://doi.org/10.37277/stch.v33i3.1733>