

Implementasi *FaceNet512* Berbasis *RetinaFace* untuk Pengenalan Wajah pada Sistem Presensi Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Bandung

Znissel Najla Mazaya Hasyahaifa*, Firas Atqiya, Teddy Hidayat

Universitas Muhammadiyah Bandung, Indonesia

Email: znissel.najla@umbandung.ac.id*, firasatqiya@umbandung.ac.id,

teddyhidayat@ukri.ac.id

Abstrak

Sistem presensi konvensional yang masih diterapkan di banyak perguruan tinggi, termasuk Universitas Muhammadiyah Bandung, rentan terhadap kecurangan dan memerlukan efisiensi yang lebih tinggi. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan model *FaceNet512* dengan detektor *RetinaFace* untuk menciptakan sistem presensi mahasiswa berbasis pengenalan wajah yang otomatis, akurat, dan tahan kecurangan. Data wajah dikumpulkan dari 13 partisipan dengan 14 variasi, kemudian diproses menjadi *embedding* menggunakan metode *FaceNet512* dan *RetinaFace* sebagai detektor wajah untuk diuji. Hasil evaluasi terhadap 143 data uji menunjukkan bahwa sistem menghasilkan akurasi sebesar 95,1% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang sama. Hasil ini menunjukkan bahwa implementasi *FaceNet512* berbasis *RetinaFace* efektif digunakan dalam sistem presensi berbasis pengenalan wajah serta dapat memberikan alternatif sistem presensi yang lebih cepat dan efisien. Simpulan penelitian membuktikan bahwa implementasi *FaceNet512* berbasis *RetinaFace* layak dijadikan solusi sistem presensi otomatis yang lebih cepat, efisien, dan andal dibandingkan metode konvensional, dengan rekomendasi untuk menambah variasi dataset guna meningkatkan generalisasi model pada kondisi riil.

Kata kunci: *FaceNet512*, pengenalan wajah, sistem presensi, *DeepFace*, *embedding* wajah

Abstract

The conventional attendance system that is still applied in many universities, including the University of Muhammadiyah Bandung, is prone to fraud and requires higher efficiency. This study aims to implement the *FaceNet512* model with a *RetinaFace* detector to create an automated, accurate, and fraud-resistant facial recognition-based student attendance system. Facial data were collected from 13 participants with 14 variation conditions, then processed into embeddings using the *FaceNet512* method with *RetinaFace* as the face detector backend for testing. The evaluation of 143 test data showed that the system achieved an accuracy of 95,1%, with a same value in *precision*, *recall*, and *f1-score*. These results indicate that the implementation of *RetinaFace*-based *FaceNet512* is effective for use in attendance systems based on facial recognition and offers a faster and more efficient alternative to conventional methods. The conclusion of the study proves that the implementation of *RetinaFace*-based *FaceNet512* is feasible as a faster, more efficient, and more reliable automated presence system solution than conventional methods, with recommendations to increase the variety of datasets to improve the generalization of the model in real conditions.

Keywords: *FaceNet512*, face recognition, attendance system, *DeepFace*, facial embedding

*Correspondence Author: Znissel Najla Mazaya Hasyahaifa
Email: znissel.najla@umbandung.ac.id



PENDAHULUAN

Presensi merupakan hal penting di dunia pendidikan khususnya perguruan tinggi. Salah satu kunci kesuksesan mahasiswa terletak pada kehadirannya, karena berkaitan dengan kuantitas pembelajaran yang dilakukan mahasiswa (Salamah, Said, & Soim, 2022). Berbagai cara meng-*input* data presensi mahasiswa seperti menggunakan tanda tangan dan kode batang atau kode QR pun digunakan untuk menunjang kegiatan pembelajaran mahasiswa. Namun, metode tersebut dinilai kurang efektif dalam menunjang kegiatan pembelajaran mahasiswa. Contoh kasus yang sering terjadi terkait dengan data presensi mahasiswa adalah fenomena “Titip Absen” (Santoso & Kristianto, 2020).

Metode dalam pengenalan wajah seperti *Viola-Jones* dengan *Local Binary Pattern* (LBPH) (Ni'am, Mulyono, & Riansyah, 2022), *Single Shot Multibox Detector* (SSD) dengan LBPH (Yasykur & Saputra, 2024), dan *Multi-task Cascaded Convolutional Neural Networks* (MTCNN) (The & Santosa, 2024) telah digunakan oleh para peneliti sebagai metode dalam pengenalan wajah. Metode-metode tersebut memiliki karakteristik yang berbeda dalam mendeteksi wajah. Selain itu, metode-metode ini juga telah diterapkan dalam sistem presensi untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi pencatatan kehadiran.

Penelitian dengan menggunakan penggabungan metode *Viola-Jones* dan LBPH dalam presensi mendapatkan akurasi terbaik pada jarak 80 cm sebesar 84,28% (Agnes & Yamasari, 2024). Akan tetapi, berdasarkan perhitungan akurasi totalnya hanya mencapai 68,57% dari semua percobaan. Hal ini menunjukkan rendahnya akurasi metode *Viola-Jones* dalam melakukan deteksi meski sudah ada peningkatan dengan implementasi metode LBPH. (Ni'am, Mulyono, & Riansyah, 2022)

Penelitian sistem presensi dengan metode SSD yang digabungkan dengan LBPH dapat mendeteksi dengan lebih baik daripada metode klasik *Viola-Jones*, akan tetapi tingkat keberhasilan proses identifikasi pada sudut yang ekstrem masih terbatas (Kembuan, Wuntu, & Rantung, 2025). Hal ini dapat menyebabkan penurunan akurasi pengenalan wajah, terutama jika wajah tidak menghadap langsung ke kamera (Yasykur & Saputra, 2024).

Penelitian pengenalan wajah untuk presensi dengan metode MTCNN terbukti memiliki rata-rata akurasi yang tinggi, yaitu sebesar 98% (Anggraeni & Damanik, 2025; Nurhadhi, 2024). Namun, dalam penerapannya secara nyata menghasilkan rata-rata sebesar 67%. Hal ini terjadi dikarenakan model yang mengalami *overfitting* (Azamy, Ariwibowo, & Mardianto, 2023).

Selain metode *Viola-Jones*, SSD, LBPH, dan MTCNN, dalam sistem pengenalan wajah juga terdapat metode *FaceNet* (Pirano, 2024). Dibandingkan dengan metode-metode yang telah dipaparkan, metode *FaceNet* memiliki tingkat akurasi deteksi yang jauh lebih baik (Ilkhan, 2024). Hal ini dikarenakan *FaceNet* mengubah wajah menjadi vektor representasi (*embedding*), lalu membandingkan kemiripannya menggunakan metrik seperti *Euclidean Distance* (Fharicsyah, Syahputra, Setiawan, & Damayanti, 2025; Meldyantono, 2025). Dengan pendekatan ini, *FaceNet* dapat mengenali wajah yang identik dalam berbagai variasi kondisi (Anggreini, 2024).

Pengenalan wajah menggunakan *FaceNet* juga terbukti memiliki akurasi yang tinggi. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Serengil & Özpınar (2024), model ini mampu mencapai akurasi yang kompetitif pada dataset LFW (*Labeled Faces in the Wild*). Dengan menggunakan deteksi wajah saat *preprocessing*, performa *FaceNet* dapat mencapai 97% akurasi. Dapat dilihat bahwa penggunaan metode *FaceNet* dalam melakukan pengenalan wajah memiliki tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan dengan metode yang telah dipaparkan sebelumnya (Hidayat, Setyanto, & Yaqin, 2025; Meldyantono & Poetro, 2025).

Di samping kelebihan yang dimiliki, pada metode *FaceNet* terdapat penurunan akurasi ketika penggunaan deteksi wajah tidak dilakukan pada saat *preprocessing* (Alfiandi, Fadhil, & Samsinar, 2025; Siswanti, Puspita, Ubaya, Selly, & Herdiana, 2025). Berdasarkan hasil eksperimen, akurasi *FaceNet* turun dari 97% menjadi 67,6% (Serengil & Özpınar, 2024). Meskipun tidak menghilangkan kemampuan pengenalan wajah sepenuhnya, hal ini

menunjukkan bahwa *FaceNet* masih cukup rentan terhadap variasi wajah, terutama jika *preprocessing* tidak diterapkan secara optimal.

Salah satu cara yang lebih optimal untuk meningkatkan performa adalah dengan menggunakan pengembangan dari *FaceNet*, yaitu *FaceNet512*. *FaceNet512* merupakan pengembangan dari *FaceNet* yang menggunakan representasi 512-dimensi untuk meningkatkan ketelitian identifikasi wajah (Diez-Tomillo, Alcaraz-Calero, & Wang, 2024). *FaceNet512* memiliki arsitektur yang lebih dalam dan padat, sehingga dapat menghasilkan representasi wajah yang lebih akurat dan tahan terhadap variasi wajah.

Universitas Muhammadiyah Bandung masih menerapkan sistem presensi mahasiswa secara manual melalui pemanggilan nama atau tanda tangan pada lembar kehadiran. Upaya penerapan sistem presensi berbasis *QR code* pernah dilakukan, tetapi metode ini menghadapi berbagai kendala, seperti potensi kecurangan, efisiensi yang kurang, dan keterbatasan validasi identitas mahasiswa. Kondisi ini menunjukkan bahwa sistem presensi yang ada masih memerlukan inovasi agar lebih efektif dan valid.

Berdasarkan permasalahan dan metode yang telah dipaparkan, penelitian ini berfokus pada implementasi *FaceNet512* berbasis *RetinaFace* untuk meningkatkan akurasi sistem presensi berbasis pengenalan wajah bagi Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Bandung. Dataset wajah dikumpulkan melalui Google Forms dengan instruksi pengunggahan 14 variasi foto wajah per partisipan dan digunakan untuk simulasi pengujian model. Sistem tidak diimplementasikan secara langsung di kampus, melainkan diuji berbasis dataset untuk mengevaluasi efektivitas metode ini. Dengan adanya deteksi pengenalan wajah ini, diharapkan pendataan presensi mahasiswa dapat dilakukan secara otomatis, efisien, akurat, dan mengurangi terjadinya kecurangan. Tujuan penelitian ini adalah untuk menguji efektivitas metode *FaceNet512* berbasis *RetinaFace* melalui simulasi berbasis dataset wajah mahasiswa. Hasil yang diperoleh diharapkan dapat menjadi solusi alternatif bagi sistem presensi otomatis yang lebih valid dan efisien di lingkungan akademik. Manfaat penelitian yang diharapkan adalah: (1) secara praktis, memberikan solusi sistem presensi otomatis yang akurat dan tahan kecurangan bagi UMB; (2) secara akademis, memberikan bukti empiris mengenai performa kombinasi *FaceNet512* dan *RetinaFace* dalam konteks pendidikan Indonesia; dan (3) secara metodologis, menyusun kerangka kerja yang dapat direplikasi untuk pengembangan sistem serupa di institusi pendidikan lain.

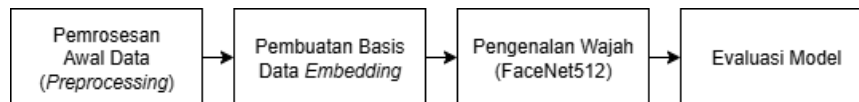
METODE PENELITIAN

Penelitian ini berfokus pada penerapan model *FaceNet512* berbasis *RetinaFace* dalam pengenalan wajah dan evaluasi performanya dalam sistem presensi mahasiswa. Proses penelitian melibatkan pembuatan dataset wajah dari mahasiswa, ekstraksi fitur wajah menggunakan *embedding*, dan pengujian model terhadap dataset uji yang beragam. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix*, *classification report*, dan perhitungan akurasi untuk mengukur kinerja sistem. Penelitian dilakukan tanpa pengembangan sistem aplikasi secara penuh, namun melalui simulasi pencocokan *embedding* wajah.

Dataset wajah dikumpulkan dari mahasiswa Universitas Muhammadiyah Bandung melalui formulir *online* yang menginstruksikan partisipan untuk mengunggah 14 variasi gambar wajah. Variasi mencakup arah pandangan, pencahayaan, ekspresi, dan penggunaan aksesoris. Sebelum digunakan oleh sistem, dataset wajah mahasiswa yang terkumpul melalui

proses akuisisi dengan membaginya ke dalam dua dataset yang berbeda, yaitu *dataset_gallery* sebagai basis data wajah yang akan dijadikan standar, dan *dataset_query* sebagai kumpulan gambar wajah dengan berbagai variasinya untuk menguji kinerja model. Kemudian setiap gambar mahasiswa diklasifikasikan dengan penamaan label M1 – MN dengan “M” merepresentasikan “Mahasiswa”. Seluruh gambar dari dataset wajah mahasiswa yang terkumpul kemudian melalui proses pemrosesan awal data (*data preprocessing*) menggunakan *framework DeepFace*.

Dataset yang sudah disiapkan memasuki tahapan teknis dalam model pengenalan wajah. Tahapan pada penelitian ini digambarkan pada Gambar 1. Diagram Alur Tahapan Teknis.

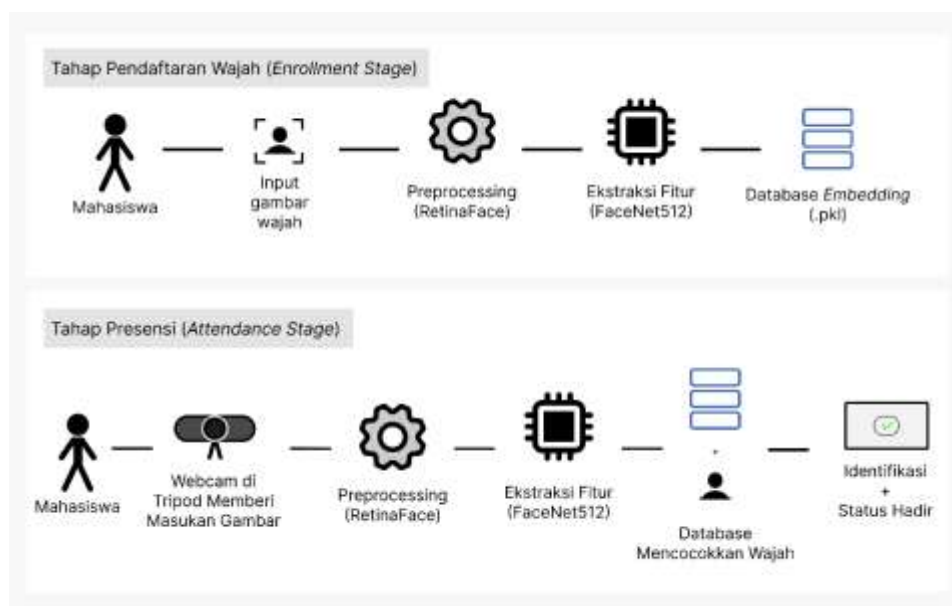


Gambar 1. Diagram alur tahapan teknis

Sumber: Dokumen Peneliti (2025)

Gambar 1 menunjukkan alur yang mencakup tahapan secara lebih teknis dari proses implementasi model *FaceNet512* pada pengenalan wajah untuk sistem presensi mahasiswa. Secara umum, tahapan-tahapan penelitian ini terdiri dari: (1) Pemrosesan Awal Data; (2) Pembuatan Basis Data *Embedding*; (3) Pengenalan Wajah (*Face Recognition*); (4) Evaluasi Model. Setiap tahapan tersebut bertujuan untuk memastikan model berjalan dengan baik dan dapat dievaluasi.

Setelah tahapan teknis dijelaskan pada Gambar 2, selanjutnya ditunjukkan pemaparan proses-proses yang dilakukan dalam sistem presensi mahasiswa menggunakan metode *FaceNet512*. Tahapan dari proses sistem presensi digambarkan dalam diagram alur proses pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram arsitektur

Sumber: Dokumen Peneliti (2025)

Gambar 2 merupakan diagram alur proses sistem presensi berbasis pengenalan wajah menggunakan *FaceNet512*. Secara umum, sistem ini terdiri dari dua tahapan utama sebagai berikut:

Tahap Pendaftaran Wajah (*Enrollment Stage*)

Tahap ini bertujuan untuk mengumpulkan gambar wajah mahasiswa sebagai data masukan pada sistem. Data gambar wajah dikumpulkan terlebih dahulu melalui Google Forms dengan 14 variasi kondisi. Setelah dikumpulkan, gambar-gambar tersebut diproses menggunakan *DeepFace* untuk deteksi wajah (menggunakan *RetinaFace*) dan diekstraksi fitur wajahnya menggunakan model *FaceNet512*. *Embedding* hasil ekstraksi kemudian dihitung rata-ratanya per individu dan disimpan ke dalam basis data dalam bentuk *file* .pkl sebagai referensi sistem pengenalan wajah.

Tahap Simulasi Presensi (*Attendance Simulation Stage*)

Pada tahap ini, gambar wajah mahasiswa yang berbeda akan diuji dimasukkan ke dalam sistem sebagai data uji. Gambar-gambar ini diproses dengan cara yang sama pada tahap pendaftaran wajah, yaitu deteksi wajah dan ekstraksi fitur menggunakan *DeepFace* (*RetinaFace*) dan *FaceNet512*. Model *FaceNet512* akan mengekstraksi *embedding* dari gambar tersebut menggunakan fungsi representasi dari *framework* *DeepFace*, kemudian mencocokkannya dengan data *embedding* yang telah tersimpan di basis data. Jika hasil pencocokan menunjukkan kemiripan di bawah ambang batas tertentu, maka wajah berhasil dikenali dan sistem akan mencatat kehadiran mahasiswa secara otomatis.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengumpulan Dataset

Dataset dalam penelitian ini dikumpulkan secara mandiri dari mahasiswa Universitas Muhammadiyah Bandung melalui formulir Google Forms. Masing-masing responden mengunggah 14 gambar wajah mereka dengan variasi yang berbeda-beda mewakili kondisi nyata yang mungkin terjadi saat proses presensi.

	0	1	2	3
1	1. Wajah menghadap lurus ke kamera *foto di bawah hanya ilustrasi	2. Wajah sedikit menghadap ke kanan *foto di bawah hanya ilustrasi	3. Wajah sedikit menghadap ke kiri *foto di bawah hanya ilustrasi	4. Wajah sedikit menunduk *foto di bawah hanya ilustrasi
2	https://drive.google.com/open?id=1b7XSE9	https://drive.google.com/open?id=1ZBQKk	https://drive.google.com/open?id=1aQ0	https://drive.google.com/open?id=1aQ0
3	https://drive.google.com/open?id=1x2tawE	https://drive.google.com/open?id=1Xh2u8y	https://drive.google.com/open?id=1-3P	https://drive.google.com/open?id=1-3P
4	https://drive.google.com/open?id=11V-5aJ	https://drive.google.com/open?id=1Q4o4C	https://drive.google.com/open?id=1-3H	https://drive.google.com/open?id=1-3H
5	https://drive.google.com/open?id=1R4F12E	https://drive.google.com/open?id=1xn48D	https://drive.google.com/open?id=1aA7	https://drive.google.com/open?id=1aA7
6	https://drive.google.com/open?id=1K0P7jH	https://drive.google.com/open?id=1ZBk9T	https://drive.google.com/open?id=1KZL	https://drive.google.com/open?id=1KZL
7	https://drive.google.com/open?id=1B35eG	https://drive.google.com/open?id=1cV9W	https://drive.google.com/open?id=1-3H	https://drive.google.com/open?id=1-3H
8	https://drive.google.com/open?id=1VA_AZ7	https://drive.google.com/open?id=1-3H7B	https://drive.google.com/open?id=1-3H	https://drive.google.com/open?id=1-3H
9	https://drive.google.com/open?id=1h9e-Lg	https://drive.google.com/open?id=1qDae3I	https://drive.google.com/open?id=1aF7	https://drive.google.com/open?id=1aF7
10	https://drive.google.com/open?id=1-3H6Kj	https://drive.google.com/open?id=1am0Ca	https://drive.google.com/open?id=1-3YI	https://drive.google.com/open?id=1-3YI
11	https://drive.google.com/open?id=1a4Z6r3	https://drive.google.com/open?id=1Vt_ast	https://drive.google.com/open?id=1-3P	https://drive.google.com/open?id=1-3P
12	https://drive.google.com/open?id=1h5U6b	https://drive.google.com/open?id=1WR8e7V	https://drive.google.com/open?id=1aA7	https://drive.google.com/open?id=1aA7

Gambar 3. Hasil pengumpulan data wajah di Google Forms

Sumber: Dokumen Peneliti (2025)

Gambar 3 merupakan potongan hasil dari pengumpulan dataset melalui Google Forms. Total yang terkumpul terdapat 13 partisipan, sehingga jumlah total citra wajah yang terkumpul

sebanyak 183 data gambar. Setiap gambar yang dikumpulkan mewakili variasi dari tiga kategori kondisi berikut.

- 1) Posisi wajah menghadap lurus, menghadap kanan, menghadap kiri, menunduk, mendongak dengan total 65 data gambar wajah.
- 2) Pencahayaan terang (cukup cahaya) dan redup (minim cahaya) dengan total 26 data gambar wajah.
- 3) Kondisi wajah menggunakan masker, menggunakan kacamata, memakai topi/peci/kopiah atau hijab berbeda, ekspresi netral, tersenyum, cemberut, dan marah dengan total 91 data gambar wajah.

Tabel 1. Rekap gambar yang terkumpul berdasarkan variasi kategori

Kategori	Variasi	Jumlah Gambar
Posisi wajah	Wajah menghadap lurus ke kamera	13
	Wajah sedikit menghadap ke kanan	13
	Wajah sedikit menghadap ke kiri	13
	Wajah sedikit menunduk	13
	Wajah sedikit mendongak	13
Total kategori 1: posisi wajah		65
Pencahayaan	Pencahayaan terang	13
	Pencahayaan redup (cahaya minim)	13
Total kategori 2: pencahayaan		26
Kondisi Wajah	Menggunakan masker (menutupi hidung dan mulut)	13
	Menggunakan kacamata	13
	Menggunakan penutup kepala seperti topi, peci, kopiah (bagi laki-laki), atau hijab berbeda (bagi perempuan).	13
	Ekspresi wajah netral (gambar dibedakan dengan gambar poin nomor 1)	13
	Ekspresi wajah tersenyum	13
	Ekspresi wajah cemberut	13
	Ekspresi wajah marah	13
	Total kategori 3: kondisi wajah	
Total keseluruhan gambar yang digunakan		183

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 1 merincikan jumlah data gambar wajah yang terkumpul setiap variasinya. Total gambar wajah pada kategori posisi wajah sebesar 65 data gambar wajah dari lima jenis variasi gambar wajah. Kemudian, untuk kategori pencahayaan terkumpul sebanyak 26 data gambar wajah dengan dua jenis variasi gambar. Selain itu, untuk kategori kondisi wajah didapatkan 91 data gambar wajah dari setiap individu. Total keseluruhan foto yang didapat berjumlah 183 data gambar.

Akuisisi dan Pemrosesan Awal Data

Setelah proses pengumpulan, seluruh gambar dibagi ke dalam dua folder utama, yaitu *dataset_gallery* sebagai basis data referensi, dan *dataset_query* sebagai data pencocokan. Perbandingannya menggunakan perbandingan antar *embedding* yang biasa digunakan, yaitu 1:N. Namun, untuk meningkatkan akurasi dalam proses pengenalan wajah, ditentukan tiga (3) buah gambar referensi dengan variasi wajah yang berbeda, sehingga perbandingannya 3:11.

Dalam menentukan gambar yang paling ideal sebagai basis data referensi, dilakukan proses seleksi lima (5) buah gambar terbaik berdasarkan *confidence score* dari proses deteksi

wajah menggunakan *RetinaFace*. Dari kelima gambar tersebut, kemudian dipilih lagi secara manual tiga (3) buah gambar berdasarkan kondisi gambar yang tidak tertutup aksesoris, memiliki pencahayaan yang cukup, dan seluruh wajah terlihat jelas pada gambar. Hal ini bertujuan agar *embedding* yang dibandingkan mewakili karakteristik wajah secara lebih utuh. Semakin tinggi *confidence*-nya, semakin presisi model mendeteksi wajah.

```

for filename in os.listdir(partisipan_path):
    if filename.lower().endswith(('.jpg', '.jpeg', '.png')):
        file_path = os.path.join(partisipan_path, filename)
        try:
            img = np.array(Image.open(file_path).convert("RGB"))
            faces = app.get(img)

            if faces:
                max_face = max(faces, key=lambda face: face.det_score)
                score = max_face.det_score

                bbox = max_face.bbox # format: (x1, y1, x2, y2)
                area = (bbox[2] - bbox[0]) * (bbox[3] - bbox[1])
            else:
                score = 0.0
                area = 0.0

            results.append({
                "Partisipan": partisipan,
                "Nama Gambar": filename,
                "Confidence Score": score,
                "Area Wajah": area
            })

        except Exception as e:
            print(f"Error di (file_path): {e}")
    
```

Gambar 4. Kode perhitungan *confidence score*

Sumber: Output Python, diolah peneliti (2025)

Gambar 4 merupakan potongan kode perhitungan *confidence score* yang digunakan untuk menentukan gambar referensi terbaik. Perhitungan dilakukan menggunakan proses berulang atau *looping* untuk mempercepat perhitungan secara akurat. Tiga (3) buah gambar referensi terbaik dari setiap individu dirincikan pada Tabel 2 sampai dengan Tabel 14.

Tabel 2. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M1

Mahasiswa	Nama Gambar	<i>Confidence Score</i>
M1	M1 – Netral.jpg	0.893905
	M1 – Tersenyum.jpg	0.888459
	M1 – Terang.jpg	0.874728

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 2 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M1 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M1 adalah gambar dengan variasi wajah ekspresi netral (89,4%), ekspresi wajah tersenyum (88,8%), dan kondisi pencahayaan terang (87,5%).

Tabel 3. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M2

Mahasiswa	Nama Gambar	<i>Confidence Score</i>
M2	M2 – Tersenyum.jpg	0.896311
	M2 – Cemberut.jpg	0.882616
	M2 – Netral.jpg	0.851923

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 3 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M2 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M2 adalah gambar dengan variasi wajah ekspresi tersenyum (89,6%), ekspresi wajah cemberut (88,3%), dan ekspresi wajah netral (85,2%).

Tabel 4. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M3

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M3	M3 – Netral.jpg	0.935717
	M3 – Tersenyum.jpg	0.873627
	M3 – Cemberut.jpg	0.868355

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 4 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M3 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M3 adalah gambar dengan variasi wajah ekspresi netral (93,6%), ekspresi wajah tersenyum (87,4%), dan ekspresi wajah cemberut (86,8%).

Tabel 4. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M4

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M4	M4 – TH.jpg	0.864683
	M4 – Lurus.jpg	0.856803
	M4 – Tersenyum.jpg	0.836353

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 5 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M4 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M4 adalah gambar dengan variasi kondisi memakai topi (86,5%), wajah lurus menghadap kamera (85,7%), dan ekspresi wajah tersenyum (83,6%).

Tabel 5. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M5

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M5	M5 – Netral.jpg	0.843689
	M5 – Terang.jpg	0.837847
	M5 – Cemberut.jpg	0.830730

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 6 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M5 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M5 adalah gambar dengan variasi ekspresi wajah netral (84,4%), kondisi pencahayaan terang (83,8%), dan ekspresi wajah cemberut (83,1%).

Tabel 6. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M6

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M6	M6 – TH.jpg	0.861993
	M6 – Lurus.jpg	0.860114
	M6 – Tersenyum.jpg	0.841028

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 7 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M6 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M6 adalah gambar dengan variasi wajah mengenakan topi (86,2%), posisi wajah lurus menghadap kamera (86%), dan ekspresi wajah tersenyum (84%).

Tabel 7. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M7

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M7	M7 – Lurus.jpg	0.796176
	M7 – Terang.jpg	0.794159
	M7 – Tersenyum.jpg	0.727255

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 8 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M7 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M7 adalah gambar dengan variasi posisi wajah lurus menghadap kamera (79,6%), kondisi pencahayaan terang (79,4%), dan ekspresi kondisi tersenyum (72,7%).

Tabel 8. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M8

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M8	M8 – Tersenyum.jpg	0.875176
	M8 – Terang.jpg	0.867874
	M8 – Lurus.jpg	0.833708

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 9 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M8 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M8 adalah gambar dengan variasi ekspresi wajah tersenyum (87,5%), kondisi pencahayaan terang (86,8%), dan posisi wajah lurus menghadap kamera (83,4%).

Tabel 9. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M9

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M9	M9 – Tersenyum.jpg	0.936766
	M9 – Lurus.jpg	0.907767
	M9 – Mendongak.jpg	0.892667

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 10 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M9 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M9 adalah gambar dengan variasi ekspresi wajah tersenyum (93,7%), posisi wajah lurus menghadap kamera (90,8%), dan wajah sedikit mendongak (89,3%).

Tabel 10. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M10

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M10	M10 – Terang.jpg	0.903343
	M10 – Lurus.jpg	0.895454
	M10 – Marah.jpg	0.890414

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 11 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M10 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M10 adalah gambar dengan variasi kondisi pencahayaan terang (90,3%), posisi wajah lurus menghadap kamera (89,5%), dan ekspresi wajah marah (89%).

Tabel 11. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M11

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M11	M11 – Terang.jpeg	0.854050
	M11 – Cemberut.jpeg	0.844702
	M11 – Netral.jpeg	0.843461

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 12. menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M11 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M11 adalah gambar dengan variasi kondisi pencahayaan terang (85,4%), ekspresi wajah cemberut (84,5%), dan ekspresi wajah netral (84,3%).

Tabel 12. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M12

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M12	M12 – Lurus.jpg	0.897066
	M12 – Terang.jpg	0.894499
	M12 – Tersenyum.jpg	0.889475

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 13 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M12 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M12 adalah gambar dengan variasi posisi wajah lurus menghadap kamera (89,7%), kondisi pencahayaan terang (89,5%), dan ekspresi wajah tersenyum (88,9%).

Tabel 13. Hasil pemilihan 3 gambar terbaik pada M13

Mahasiswa	Nama Gambar	Confidence Score
M13	M13 – Netral.jpg	0.887746
	M13 – Lurus.jpg	0.877127
	M13 – Tersenyum.jpg	0.864295

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 14 menampilkan tiga gambar terbaik dari dataset M13 berdasarkan *confidence score* dari wajah yang terdeteksi. Didapati tiga (3) gambar terbaik dari dataset M13 adalah gambar dengan variasi ekspresi wajah netral (88,8%), posisi wajah lurus menghadap kamera (87,7%), dan ekspresi wajah tersenyum (86,4%).

Gambar dengan *confidence score* yang lebih besar menunjukkan gambar dengan wajah yang paling jelas dan meyakinkan menurut model *RetinaFace*, sehingga lebih ideal untuk dijadikan referensi proses ekstraksi fitur wajah. Setiap gambar yang terkumpul lalu melalui beberapa tahap pemrosesan awal sebagai berikut.

1) Deteksi Wajah

Deteksi dilakukan secara otomatis menggunakan fungsi *DeepFace.represent()* dengan *backend RetinaFace*. Deteksi ini bertugas mengenali lokasi wajah dalam gambar secara presisi.

```
# 2. Deteksi wajah pakai RetinaFace
faces = RetinaFace.extract_faces(img_path=img_path, align=False)
```

Gambar 5. Potongan kode deteksi wajah

Sumber: Output Python, diolah peneliti (2025)

Gambar 5 merupakan potongan kode untuk mendeteksi wajah menggunakan *RetinaFace* dari *DeepFace*. Fungsi ini digunakan dalam fungsi *DeepFace.represent()*. Deteksi ini memastikan bahwa wajah berhasil dikenai sebelum diproses lebih lanjut.



Gambar 6. Contoh hasil deteksi wajah

Sumber: Output Python, diolah peneliti (2025)

Gambar 6 menampilkan hasil dari proses deteksi wajah, di mana sistem berhasil mengisolasi area wajah dari latar belakang gambar menggunakan *RetinaFace*.

2) *Resize* dan Normalisasi

Operasi *resize* dan normalisasi citra dilakukan secara internal oleh *framework DeepFace*. Sehingga, tidak dilakukan manipulasi manual dalam skrip terkait ukuran atau nilai piksel gambar.



Gambar 7. Contoh hasil *resize* citra

Sumber: Output Python, diolah peneliti (2025)

Gambar 7 menampilkan hasil dari proses *resize*, di mana sistem berhasil mengubah ukuran wajah menjadi 160x160 sesuai dengan kebutuhan *FaceNet512*.

3) Augmentasi Dataset

Semakin banyak gambar wajah pada suatu dataset akan meningkatkan kestabilan vektor *embedding* yang dihasilkan. Oleh karena itu, 143 gambar pada *dataset_gallery* kemudian dilakukan augmentasi.



Gambar 8. Contoh hasil augmentasi dataset
Sumber: Output Python, diolah peneliti (2025)

Gambar 8 merupakan contoh hasil augmentasi dataset pada *dataset_gallery*. Dilakukan tujuh (7) jenis augmentasi yang menghasilkan 21 gambar tambahan pada *dataset_gallery*. Total dataset yang tersedia sebanyak 24 data pada setiap 13 mahasiswa, sehingga jumlah data pada *dataset_gallery* sebanyak 312 data.

4) Ekstraksi *Embedding*

Gambar yang berhasil terdeteksi dan sudah di-*resize* akan diekstraksi fitur wajahnya menggunakan model *FaceNet512*. Proses ini mengubah gambar menjadi vektor *embedding* berdimensi 512, yang mewakili karakteristik unik dari wajah individu.

```
embedding = DeepFace.represent( #deteksi wajah
                                img_path=img_path,
                                model_name=model_name,
                                detector_backend=detector_backend,
                                enforce_detection=True,
                                align=True
                                )[0]["embedding"]

embeddings.append(embedding)
```

Gambar 9. Kode proses ekstraksi *embedding*

Gambar 9 menunjukkan bagian kode untuk melakukan ekstraksi fitur wajah. Proses ini menggunakan model *FaceNet512* untuk mengubah gambar wajah menjadi vektor *embedding* berdimensi 512.

Pembuatan Basis Data *Embedding* dengan *FaceNet512*

Perhitungan rata-rata *embedding* digunakan untuk gambar setiap individu mahasiswa. Total *embedding* yang dibuat dengan menggunakan 13 dataset referensi dan menggunakan 312 data gambar wajah yang diujikan. Pembuatan menggunakan fungsi ekstraksi *embedding* yang disimpan dalam fungsi *get_embedding* seperti pada Gambar 10.

```
detector_backend = "retinaface"
model_name = "Facenet512"

# Helper: preprocess + embedding
def get_embedding(img_path):
    try:
        embedding = DeepFace.represent(
            img_path=img_path,
            model_name=model_name,
            enforce_detection=False,
            detector_backend=detector_backend,
            align=True
        )[0]["embedding"]
        return embedding
    except Exception as e:
        print(f"Gagal proses: {img_path} -> {e}")
        return None
```

Gambar 10. Kode fungsi *get_embedding*

Gambar 10 merupakan potongan kode dari fungsi yang diberi nama *get_embedding*. Fungsi ini dipanggil melalui perulangan untuk menghitung *embedding* dari dataset setiap individu seperti pada Gambar 10.

```
for person in os.listdir(GALLERY_PATH):
    person_folder = os.path.join(GALLERY_PATH, person)

    if not os.path.isdir(person_folder):
        continue

    embeddings = []

    # Loop setiap gambar milik individu
    for img_name in os.listdir(person_folder):
        if not img_name.lower().endswith(('.jpg', '.jpeg', '.png')):
            continue

        img_path = os.path.join(person_folder, img_name)

        # embedding
        emb = get_embedding(img_path)
        embeddings.append(emb)

    if emb:
        # Agregasi - Hitung rata-rata embedding dari semua gambar individu
        avg_embedding = np.mean(embeddings, axis=0)
        gallery_embeddings[person] = avg_embedding
```

Gambar 11. Kode perulangan pembuatan *embedding*

Gambar 11 merupakan bagian kode yang mengatur pembuatan *embedding* basis data. Setiap folder individu dari *path* yang sudah dideklarasikan akan diperiksa satu-per-satu. Pengecekan dilakukan dengan menentukan jenis *file* yang ada, jika merupakan *file* gambar

maka akan dilakukan perhitungan *embedding*. Sebaliknya, jika *file* bukan termasuk *file* gambar (*endwith(('jpg', 'jpeg', 'png'))*), maka *file* tersebut akan dilewatkan dalam perhitungan (*continue*). Kode lengkap dari keseluruhan pembuatan *embedding* dari basis data dilampirkan dalam lampiran.

Hasil *embedding* dari seluruh dataset kemudian disimpan dalam file *.pkl* (*pickle*) sebagai basis data seperti pada Gambar 12.

```
--- Potongan awal hasil rata-rata embedding (5 dimensi pertama) ---
-----
Person      Panjang      5 Dimensi Awal
-----
M1          512          0.9405, 0.0372, -0.1900, 1.4654, 0.8667
M2          512          -0.0738, 0.7481, -0.9927, 1.0572, 1.3067
M3          512          1.2901, 0.9903, 0.3448, 0.7710, 0.8189
M4          512          -0.0433, 0.1574, -0.3894, 0.5410, 1.0971
M5          512          0.7964, -0.9002, -0.8718, 0.1861, -0.1222
M6          512          1.3804, 1.1169, -0.3690, 1.4804, 1.2467
M7          512          0.7495, 0.4334, -0.8292, 1.7139, 0.8626
M8          512          0.5850, 0.4656, -1.5954, 0.7191, 0.4898
M9          512          0.4781, 0.4268, -1.0304, 1.3669, 0.4642
M10         512          1.1791, 0.4099, -0.6023, 0.3491, 1.6432
M11         512          2.0516, -0.1721, -0.3814, 1.1296, -0.3766
M12         512          0.9805, -0.6887, -0.4848, 0.5156, -0.2095
M13         512          0.8720, -0.1655, -0.4466, 0.7526, 0.0482
```

Gambar 12. Hasil *embedding* 5 dimensi pertama

Gambar 12 menunjukkan hasil lima (5) dimensi awal dari proses *embedding* seluruh gambar referensi wajah mahasiswa berdasarkan rata-rata perhitungan *embedding* yang disimpan dalam *file* yang diberi nama *database_embeddings_facenet.pkl*. Rata-rata ini diperoleh dengan menggabungkan *embedding* dari semua foto individu mahasiswa, sehingga menghasilkan representasi wajah yang lebih stabil dan representatif. *File* hasil *embedding* menyimpan vektor wajah berdimensi 512 yang digunakan sebagai acuan dalam proses pencocokan pada tahap pengenalan wajah.

Implementasi Pengenalan Wajah

Dalam implementasi pengenalan wajah, dataset uji dibandingkan dengan referensi gambar pada basis data. Pengujian ini menggunakan kode perulangan seperti pada Gambar 13.

```
# Bandingkan ke galeri
min_dist = float("inf")
predicted = None
for name, emb in gallery_embeddings.items():
    dist = np.linalg.norm(np.array(query_emb) - np.array(emb))
    # jarak ke masing2 gambar
    print(f"➡ Jarak ke {name}: {dist:.2f}")

    if dist < min_dist:
        min_dist = dist
        predicted = name

# DEBUG: Lihat nilai minimum distance
print(f"\nEvaluasi: {person}/{img_file}")
print(f"➡ Jarak ke {predicted}: {min_dist:.2f}")
if min_dist > 50:
    print("⚠ Jarak terlalu besar, kemungkinan embedding tidak akurat")
elif min_dist < 5:
    print("✅ Jarak kecil, kemungkinan match akurat")

# threshold
if min_dist > THRESHOLD:
    print("⚠ Tidak cocok, jarak melebihi threshold!")
    predicted = "Unknown"
else:
    print("✅ Prediksi match!")
```

Gambar 13. Kode pengujian dalam pengenalan wajah

Gambar 13 merupakan potongan kode pengujian dalam pengenalan wajah. Setiap data uji yang ada pada *dataset_query* melalui proses perhitungan *embedding*. Setelah perhitungan *embedding* dilakukan, gambar tersebut akan dicocokkan dengan *embedding* dari basis data referensi yang sudah dibuat menggunakan perhitungan jarak *Euclidean*. Jarak terdekat antara gambar uji dengan salah satu individu yang ada di basis data membentuk prediksi siapa sosok dari gambar tersebut. Hasil pengenalan wajah oleh model *FaceNet512* dirincikan seperti pada Tabel 4.15.

Tabel 14. Contoh hasil pengenalan wajah

No.	Label Asli	Prediksi	Jarak <i>Euclidean</i>	Status
1	M1 – Cemberut.jpg	M1	7.359	Benar
2	M1 – Lurus.jpg	M1	8.756	Benar
3	M7 – Netral.jpg	M7	10.789	Benar
4	M7 – TH.jpg	M9	16.957	Salah
5	M13 - Mendongak.jpg	M2	19.486	Salah

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

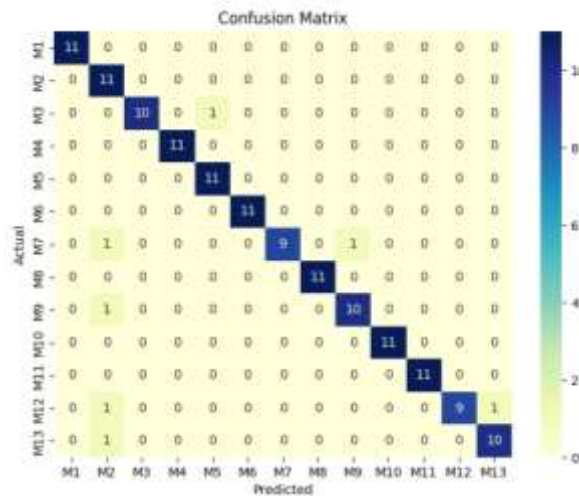
Tabel 15 menunjukkan contoh hasil pengenalan wajah dari setiap data gambar pada *dataset_query* berdasarkan jarak *Euclidean* terdekat terhadap basis data *embedding*. Terdapat beberapa ketidakcocokan antara label asli pada *dataset_query* dengan prediksi terhadap basis data referensi seperti pada salah satu data gambar M7 yang diprediksi sebagai M9. Hal ini dikarenakan jarak antara *embedding* data gambar *query* M7 terhadap basis data M7 lebih besar daripada jarak terhadap basis data M9.

Evaluasi Model

Pada tahap ini, setiap gambar dari *dataset_query* yang berjumlah 143 data diproses dan dicocokkan dengan basis data *embedding*, lalu hasil prediksi sistem dibandingkan dengan label sebenarnya untuk mengetahui tingkat kemampuan model dalam pengenalan.

1) Confusion Matrix

Perhitungan *confusion matrix* dalam evaluasi dilakukan dengan bentuk 13 x 13 yang dihasilkan dari 13 kelas mahasiswa. Hasil evaluasi divisualisasikan dalam bentuk *confusion matrix* pada Gambar 16.



Gambar 16. Hasil *confusion matrix*

Gambar 16 menunjukkan *confusion matrix* dari hasil evaluasi sistem pengenalan wajah. Setiap sel pada matrix merepresentasikan jumlah prediksi sistem terhadap identitas tertentu. Ringkasan hasil evaluasi pengenalan wajah dari setiap individu menggunakan *confusion matrix* dijabarkan pada Tabel 16.

Tabel 15. Ringkasan hasil evaluasi *confusion matrix*

No.	Label Mahasiswa	Jumlah Uji	Representasi Klasifikasi			Accuracy (%)
			TP	FN	FP	
1	M1	11	11	0	0	100
2	M2	11	11	0	4	78,6
3	M3	11	10	1	0	90,9
4	M4	11	11	0	0	100
5	M5	11	11	0	1	100
6	M6	11	11	0	0	100
7	M7	11	9	2	0	81,8
8	M8	11	11	0	0	100
9	M9	11	10	1	1	83,3
10	M10	11	11	0	0	100
11	M11	11	11	0	0	100
12	M12	11	9	2	0	81,8
13	M13	11	10	1	1	83,3
Total		143	136	7	7	1236,3
Persentase Keseluruhan (%)			95,1	4,9	4,9	95,1

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 16 merangkum hasil evaluasi dari *confusion matrix* ke dalam angka total per individu. Berdasarkan Tabel 16, didapatkan persentase keseluruhan sistem menghasilkan *True Positive* (TP) sebesar 95,1% yang menandakan bahwa sistem dapat memprediksi wajah secara tepat dengan baik. Akan tetapi, sistem juga mengalami kesalahan dalam menebak 7 gambar data uji

dengan persentase *False Negative* dan *False Positive* (FP) sebesar 4,9%. Secara keseluruhan, terdapat 5 label terindikasi FN, yang berarti kelima label tersebut dianggap sebagai label lain. Selain itu, terdapat 4 label terindikasi FP yang menandakan terdapat beberapa gambar pada *query* yang dianggap sebagai keempat label tersebut. Kesalahan klasifikasi (FN dan FP) cenderung terjadi pada wajah dengan variasi atribut ekstrem seperti penggunaan masker. Hal ini menunjukkan bahwa representasi *embedding* pada kondisi tersebut masih belum cukup stabil untuk mencerminkan identitas yang konsisten.

2) Classification Report

Classification report atau hasil laporan klasifikasi pada sistem yang terdiri dari nilai-nilai *precision*, *recall*, *accuracy*, dan *f1-score* dirincikan pada Tabel 17.

Tabel 16. *Classification report*

Keterangan	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
M1	1,00	1,00	1,00	11
M2	0,73	1,00	0,85	11
M3	1,00	0,91	0,95	11
M4	1,00	1,00	1,00	11
M5	0,92	1,00	0,96	11
M6	1,00	1,00	1,00	11
M7	1,00	0,82	0,90	11
M8	1,00	1,00	1,00	11
M9	0,91	0,91	0,91	11
M10	1,00	1,00	1,00	11
M11	1,00	1,00	1,00	11
M12	1,00	0,82	0,90	11
M13	0,91	0,91	0,91	11
<i>Accuracy</i>			0,95	143
<i>Macro Average</i>	0,96	0,95	0,95	143
<i>Weighted Average</i>	0,96	0,95	0,95	143

Sumber: Data diolah peneliti (2025)

Tabel 17 menunjukkan hasil evaluasi berdasarkan parameter evaluasi *precision*, *recall*, *accuracy*, dan *f1-score*. Berdasarkan Tabel 17, informasi ini menjadi dasar untuk menghitung tingkat akurasi sistem secara keseluruhan. Perhitungan nilai *precision* dilakukan seperti pada persamaan (4.1) – (4.3):

$$precision = \frac{136}{136+7} \times 100\% \quad (4.1)$$

$$precision = \frac{136}{143} \times 100\% \quad (4.2)$$

$$precision = 95,1\% \quad (4.3)$$

Perhitungan pada persamaan (4.1) – (4.3) menunjukkan bahwa sistem pengenalan wajah dengan model *FaceNet512* mencapai tingkat **kepresisian (*precision*)** sebesar 95,1% dalam mengenali wajah. Hal ini selaras dengan perhitungan menggunakan kode *Python*.

Perhitungan nilai *recall* dilakukan seperti pada persamaan (4.4) – (4.6):

$$recall = \frac{136}{136+7} \times 100\% \quad (4.4)$$

$$recall = \frac{136}{143} \times 100\% \quad (4.5)$$

$$recall = 95,1\% \quad (4.6)$$

Perhitungan pada persamaan (4.4) – (4.6) menunjukkan bahwa sistem pengenalan wajah dengan model *FaceNet512* mencapai tingkat **sensitivitas atau daya tangkap (*recall*)** sebesar 95,1% dalam mengenali wajah. Hal ini selaras dengan perhitungan menggunakan kode *Python*.

Perhitungan nilai *accuracy* dilakukan seperti pada persamaan (4.7) – (4.9):

$$accuracy = \frac{136+0}{143} \times 100\% \quad (4.7)$$

$$accuracy = \frac{136+0}{143} \times 100\% \quad (4.8)$$

$$accuracy = 95,1\% \quad (4.9)$$

Perhitungan pada persamaan (4.7) – (4.9) menunjukkan bahwa sistem pengenalan wajah dengan model *FaceNet512* mencapai tingkat **akurasi (*accuracy*)** sebesar 95,1% dalam mengenali wajah. Hal ini selaras dengan perhitungan menggunakan kode *Python*.

Perhitungan *f1-score* dilakukan seperti pada persamaan (4.10) – (4.13):

$$f1 - score = 2 \times \frac{0.951 \times 0.951}{0.951 + 0.951} \times 100\% \quad (4.10)$$

$$f1 - score = 2 \times \frac{0.904401}{1.902} \times 100\% \quad (4.11)$$

$$f1 - score = \frac{1.808802}{1.902} \times 100\% \quad (4.12)$$

$$f1 - score = 95,1\% \quad (4.13)$$

Perhitungan pada persamaan (4.10) – (4.13) menunjukkan bahwa model mencapai tingkat **skor gabungan presisi dan sensitivitas (*f1-score*)** sebesar 95,1% dalam mengenali wajah. Hal ini selaras dengan perhitungan menggunakan kode *Python*.

Berdasarkan hasil evaluasi terhadap 143 data uji, sistem pengenalan wajah dengan model *FaceNet512* berbasis *RetinaFace* menunjukkan performa yang sangat baik dengan tingkat *accuracy* 95,1%, *precision* 95,1%, *recall* 95,1%, dan *f1-score* 95,1%. Dapat diketahui bahwa sebagian besar wajah berhasil dikenali dengan tepat oleh sistem, meskipun terdapat beberapa kesalahan klasifikasi silang antar individu. Hal ini menunjukkan bahwa sistem cukup andal dalam mengenali identitas mahasiswa berdasarkan gambar wajah, bahkan dengan variasi posisi, pencahayaan, ekspresi, dan kondisi wajah yang berbeda-beda.

Evaluasi ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat generalisasi yang kuat dan dapat dijadikan dasar yang valid untuk diimplementasikan pada sistem presensi berbasis pengenalan wajah. Nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang identik mengindikasikan bahwa model memiliki keseimbangan tinggi antara ketepatan dan kelengkapan prediksi. Hal ini dimungkinkan karena distribusi data uji per kelas yang seragam (11 gambar per kelas), serta proporsi TP yang mendominasi hasil klasifikasi.

Implementasi Pengenalan Wajah pada Sistem Presensi

Setelah mendapatkan akurasi yang tinggi (>90%), maka dapat dikatakan vektor hasil *embedding* memiliki kemampuan yang tinggi dalam mengenali wajah. Basis data *embedding* ini dapat digunakan dalam sistem presensi untuk mencatat kehadiran seperti pada Gambar 17.



Gambar 17. Implementasi pengenalan wajah pada sistem presensi

Gambar 17 menunjukkan hasil pengenalan wajah menggunakan *FaceNet512* berbasis *RetinaFace* ketika diterapkan pada sistem presensi. Wajah yang terdeteksi sesuai dengan basis data *embedding* akan masuk ke dalam catatan kehadiran. Pada contoh implementasi ini, data kehadiran masuk ke dalam *file excel* secara otomatis. Hal ini dapat dikembangkan kembali untuk pemakaian sistem presensi dalam kondisi nyata.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perhitungan dan analisis pengenalan wajah dengan model *FaceNet512* berbasis *RetinaFace* pada penelitian ini, dapat disimpulkan sebagai berikut: Implementasi *FaceNet512* berbasis *RetinaFace* untuk pengenalan wajah pada sistem presensi mahasiswa telah berhasil dilakukan dengan memanfaatkan proses ekstraksi fitur dari kumpulan gambar wajah mahasiswa dengan memprosesnya menjadi vektor *embedding* berukuran 512. Hasil *embedding* ini kemudian digunakan sebagai basis data keberadaan mahasiswa di kelas. Ketika wajah mahasiswa dideteksi ke dalam sistem menggunakan *RetinaFace*, maka sistem akan mencocokkan *embedding* wajah mahasiswa kepada *embedding* basis data mahasiswa. Berdasarkan hasil evaluasi, pengenalan wajah berbasis *FaceNet512* dan *RetinaFace* pada sistem presensi mahasiswa menghasilkan akurasi pengenalan wajah sebesar 95,1% pada 143 data uji. Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi metode *FaceNet512* dan *RetinaFace* efektif untuk pengenalan wajah, meskipun akurasi masih dapat ditingkatkan dengan memperkuat vektor *embedding* pada basis data, yaitu dengan memperbanyak variasi wajah dalam basis data mahasiswa. Akurasi sebesar 95,1% menunjukkan bahwa semua wajah yang diuji berhasil dikenali ke salah satu identitas dalam basis data, walaupun belum mempertimbangkan kedekatan kemiripan secara nyata. Nilai akurasi ini memperlihatkan bahwa model memiliki potensi kuat untuk mengenali wajah, namun tetap perlu penyesuaian dataset agar dapat

meminimalkan kesalahan pengenalan dalam implementasi sebenarnya. Berdasarkan hasil penelitian dan implementasi sistem pengenalan wajah menggunakan metode *FaceNet512* berbasis *RetinaFace*, penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah jumlah data uji per individu untuk menguji ketahanan sistem terhadap variasi kondisi gambar yang lebih ekstrem. Penambahan variasi data pada basis data (*gallery*) juga sangat disarankan dengan melibatkan lebih banyak partisipan untuk memperkuat vektor *embedding* basis data. Sistem pengenalan wajah yang telah diimplementasikan dapat dikembangkan lebih lanjut dalam bentuk antarmuka aplikasi berbasis *web* atau *mobile*, agar dapat diterapkan langsung pada lingkungan akademik sebagai sistem presensi otomatis. Dalam upaya meningkatkan keakuratan pada kondisi wajah yang sulit dikenali, dapat pula dikembangkan dengan penerapan ambang batas (*threshold*) yang optimal dan dinamis.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggreini, A. P. (2024). *Pengembangan Sistem Presensi Karyawan dengan Face Recognition Menggunakan Model Facenet* (Skripsi sarjana, Universitas Islam Indonesia). Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta. Retrieved from <https://dspace.uii.ac.id/handle/123456789/51600>
- Azamy, M., Ariwibowo, A. B., & Mardianto, I. (2023). Face Recognition Implementation with MTCNN on Attendance System Prototype at Trisakti University. *Indonesian Journal of Banking and Financial Technology*, 1(1), 73–88.
- Diez-Tomillo, J., Alcaraz-Calero, J. M., & Wang, Q. (2024). Face Verification Algorithms for UAV Applications: An Empirical Comparative Analysis. *Journal of Communications Software and Systems*, 20(1), 1–12. <https://doi.org/10.24138/jcomss-2023-0165>
- Ni'am, M., Mulyono, S., & Riansyah, A. (2022). Face Recognition Metode Viola-Jones dan Local Binary Patterns Histograms Sistem Pemantauan Pengunjung di Laboratorium. *Jurnal Transistor Elektro dan Informatika (TRANSISTOR EI)*, 4(3), 162–170. Diambil dari <http://jurnal.unissula.ac.id/index.php/EI/article/view/28425%0Ahttps://jurnal.unissula.ac.id/index.php/EI/article/download/28425/7992>
- Salamah, I., Said, M. R. A., & Soim, S. (2022). Perancangan Alat Identifikasi Wajah Dengan Algoritma You Only Look Once (YOLO) untuk Presensi Mahasiswa. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(3), 1492. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i3.4399>
- Santoso, B., & Kristianto, R. P. (2020). Implementasi Penggunaan Opencv pada Face Recognition untuk Sistem Presensi Perkuliahan Mahasiswa. *Sistemasi*, 9(2), 352. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v9i2.822>
- Serengil, S., & Özpınar, A. (2024). A Benchmark of Facial Recognition Pipelines and Co-Usability Performances of Modules. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 17(2), 95–107. <https://doi.org/10.17671/gazibtd.1399077>
- Agnes, Rifa Zaini, & Yamasari, Yuni. (2024). Analisis Perbandingan Metode Pengenalan Wajah untuk Absensi Online dengan KNN dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH). *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 5(04), 494–502.
- Alfiandi, ILHAM RAFI, Fadhil, Muhammad Rizki, & Samsinar, Riza. (2025). Analisis Performa Convolutional Neural Network (CNN) dan Naive Bayes dalam Face Recognition: Akurasi dan Kompleksitas. *Prosiding Seminar Nasional Hukum, Bisnis,*

Sains Dan Teknologi, 5(1), 284–294.

- Anggraeni, Merry, & Damanik, Hillman Akhyar. (2025). Implementasi Arsitektur MTCNN pada Kelas Dimensi Piksel Berbeda dan Plotting Multi-Wajah pada Hasil Deteksi. *Jurnal Pekommas*, 10(1).
- Fharicsyah, Fharicsyah, Syahputra, Rayhan, Setiawan, Jeffrey, & Damayanti, Ema. (2025). Implementasi Deep Learning untuk Sistem Absensi dengan Integrasi Data Identitas Menggunakan MTCNN, FaceNet, dan SVC. *Jurnal Sintaks Logika*, 5(2), 182–192.
- Hidayat, Aji Said Wahyudi, Setyanto, Arief, & Yaqin, Ainul. (2025). Evaluasi Pengenalan Wajah Menggunakan Facenet Pada Pegawai Dinas Komunikasi Dan Informatika Kota Samarinda. *Information System Journal*, 8(01), 1–9.
- Ilkhan, M. (2024). *Implementasi Metode Support Vector Machine (Svm) Dan Facenet Untuk Pengenalan Wajah Dalam Presensi Mahasiswa*. Universitas Islam Sultan Agung Semarang.
- Kembuan, Olivia, Wuntu, Lucky, & Rantung, Vivi. (2025). Sistem Presensi Guru Dan Pegawai Berbasis Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma Viola-Jones Dan Local Binary Pattern Histograms. *Jointer: Journal of Informatics Engineering*, 6(01), 14–23.
- Meldyantono, Anggara Putra. (2025). *Implementasi Sistem Absensi Berbasis Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Cnn Dan Model Facenet*. Universitas Islam Sultan Agung Semarang.
- Meldyantono, Anggara Putra, & Poetro, Bagus Satrio Waluyo. (2025). Mr. Anggara Putra Meldyantono Implementasi Sistem Absensi Berbasis Pengenalan Wajah Menggunakan Metode CNN dan Model FaceNet: Menggunakan Metode CNN dan Model FaceNet. *Jurnal Rekayasa Sistem Informasi Dan Teknologi*, 2(3), 996–1006.
- Nurhadhi, Rizky. (2024). *Model Multiple Faces Recognition untuk sistem presensi otomatis menggunakan metode Multitask Convolutional Neural Network dan Support Vector Machine*. UIN Sunan Gunung Djati Bandung.
- Pirono, Marcellino. (2024). *Penerapan Metode Viola-Jones, Facenet, dan Dlib dalam Sistem Deteksi Kantuk dan Klasifikasi Siswa Saat Belajar di Kelas= Application of Viola-Jones, Facenet, and Dlib Algorithms in a System for Drowsiness Detection and Classification of Students While Studying in Class*. Universitas Hasanuddin.
- Siswanti, Sri Desy, Puspita, Heni, Ubaya, Huda, Selly, Selly, & Herdiana, Dina. (2025). Deteksi Wajah Tersamar Menggunakan Metode VGGFace dan SVM. *Remik: Riset Dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, 9(2), 512–527.
- Yasykur, M. F., & Saputra, W. A. (2024). Implementasi Face Recognition Pada Sistem Presensi Mahasiswa Menggunakan Metode SSD Dan LBPH. *Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi (JUKANTI)*, 7(1), 63–74. <https://doi.org/10.37792/jukanti.v7i1.1207>

