

Sistem Presensi Mahasiswa Berbasis Pengenalan Wajah Real-Time dengan Deteksi Anti-Spoofing Menggunakan YOLOv8 dan ArcFace

Fajar Satria*, Defry Hamdhana, Lidya Rosnita

Fakultas Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Malikussaleh, Aceh, Indonesia

Email: ¹*fajar.210170260@mhs.unimal.ac.id, ²defryhamdhana@unimal.ac.id, ³lidyarosnita@unimal.ac.id

Email Penulis Korespondensi: defryhamdhana@unimal.ac.id

Submitted 13-01-2026; Accepted 24-02-2026; Published 28-02-2026

Abstrak

Pencatatan kehadiran mahasiswa merupakan aspek penting dalam mendukung kedisiplinan dan tertib administrasi di lingkungan akademik. Penggunaan metode presensi manual masih memiliki berbagai keterbatasan, seperti potensi kecurangan dan proses rekapitulasi yang tidak efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem presensi mahasiswa berbasis pengenalan wajah secara real-time dengan menerapkan algoritma YOLOv8 untuk deteksi wajah dan ArcFace untuk pengenalan identitas, serta dilengkapi dengan fitur anti-spoofing guna mencegah penipuan. Pengembangan sistem dilakukan untuk mendeteksi wajah secara langsung, mengenali identitas mahasiswa yang terdaftar, dan mencatat kehadiran secara otomatis. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi deteksi wajah YOLOv8, pengenalan wajah ArcFace, dan mekanisme anti-spoofing dalam satu sistem presensi real-time yang berjalan secara terpadu. Pengujian yang dilakukan menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali seluruh mahasiswa terdaftar dengan tingkat keberhasilan 100%. Model anti-spoofing YOLOv8 menunjukkan performa yang sangat baik dalam membedakan wajah asli dan palsu dengan nilai mAP@0.5 sebesar 0,995 dan F1-score mendekati 1. Sistem berhasil mencatat waktu presensi masuk dan keluar secara real-time sesuai waktu aktual dan menampilkan data kehadiran secara sistematis. Berdasarkan hasil tersebut, maka sistem presensi wajah real-time yang dikembangkan bersifat akurat, aman, dan layak diterapkan sebagai solusi presensi di lingkungan perkuliahan.

Kata Kunci: Anti-Spoofing; ArcFace; Pengenalan Wajah; Presensi Mahasiswa; YOLOv8

Abstract

Student attendance recording is an important aspect in supporting discipline and administrative order in academic environments. Manual attendance methods still have several limitations, such as potential fraud and inefficient recapitulation processes. This study aims to develop a real-time face recognition-based student attendance system by implementing the YOLOv8 algorithm for face detection and ArcFace for identity recognition, complemented with an anti-spoofing feature to prevent fraudulent attempts. The system is designed to detect faces directly, recognize registered student identities, and record attendance automatically. The main contribution of this study lies in the integration of YOLOv8-based face detection, ArcFace-based face recognition, and an anti-spoofing mechanism into a single unified real-time attendance system. Experimental results show that the system successfully recognizes all registered students with a 100% success rate. The YOLOv8 anti-spoofing model demonstrates excellent performance in distinguishing real and fake faces, achieving an mAP@0.5 value of 0.995 and an F1-score close to 1. The system is also able to record attendance time in real time according to the actual time and present attendance data systematically. Based on these results, the developed real-time face recognition attendance system is accurate, secure, and feasible to be implemented as an attendance solution in academic environments.

Keywords: Anti-Spoofing; ArcFace; Face Recognition; Student Attendance; YOLOv8

1. PENDAHULUAN

Dalam aktivitas sehari-hari, manusia secara alami mampu mengenali dan membedakan individu lain berdasarkan karakteristik wajah. Proses ini berlangsung secara intuitif melalui pengamatan terhadap bentuk wajah, struktur tulang, jarak antar fitur, serta ekspresi yang khas pada setiap individu. Kemampuan alami tersebut kemudian diadopsi ke dalam bidang teknologi melalui pengembangan sistem pengenalan wajah, yang bekerja dengan mengekstraksi ciri khas wajah seseorang dan merepresentasikannya dalam bentuk pola digital yang bersifat unik. Pola ini selanjutnya disimpan sebagai referensi untuk proses identifikasi atau verifikasi identitas secara otomatis dan akurat [1]. Jika dibandingkan dengan teknologi biometrik lainnya, seperti sidik jari, telapak tangan, atau pemindaian iris, pengenalan wajah memiliki keunggulan karena prosesnya tidak memerlukan kontak fisik dengan perangkat pemindai, sehingga lebih praktis, higienis, dan mudah diterapkan dalam berbagai kondisi lingkungan [2].

Seiring dengan pesatnya perkembangan teknologi informasi dan meningkatnya kebutuhan akan sistem otomatis yang efisien, penerapan sistem pengenalan wajah semakin meluas dan mendapatkan perhatian signifikan. Teknologi ini tidak hanya dimanfaatkan dalam bidang keamanan dan pengawasan, tetapi juga mulai diadopsi dalam sektor pendidikan, khususnya pada lingkungan akademik yang menuntut proses identifikasi yang cepat, akurat, dan efisien [3]. Salah satu bentuk implementasi yang relevan adalah pada sistem pencatatan kehadiran mahasiswa [4]. Presensi merupakan komponen penting dalam kegiatan akademik karena tidak hanya berfungsi sebagai sarana pencatatan kehadiran dalam proses pembelajaran, tetapi juga menjadi indikator kedisiplinan, partisipasi, serta keterlibatan mahasiswa dalam aktivitas perkuliahan [5].

Pada praktiknya, sistem presensi yang digunakan di berbagai institusi pendidikan masih banyak yang mengandalkan metode konvensional. Di Program Studi Teknik Informatika Universitas Malikussaleh, pencatatan kehadiran mahasiswa masih dilakukan secara manual menggunakan lembar presensi yang ditandatangani oleh mahasiswa pada setiap pertemuan. Setelah itu, data presensi tersebut harus direkap dan diinput kembali ke dalam sistem informasi akademik oleh dosen atau staf terkait. Prosedur ini dinilai kurang efisien karena membutuhkan waktu yang relatif lama,

terutama pada kelas dengan jumlah mahasiswa yang besar. Selain itu, metode manual juga memiliki kelemahan berupa potensi manipulasi tanda tangan, ketidaksesuaian data presensi dengan kondisi sebenarnya, serta kesulitan dalam melakukan evaluasi kehadiran mahasiswa secara akurat dan berkelanjutan [6] [4].

Sebagai solusi alternatif, sistem presensi berbasis pengenalan wajah menawarkan berbagai keunggulan, antara lain kemampuan melakukan identifikasi mahasiswa secara otomatis tanpa kontak fisik, sehingga proses presensi menjadi lebih cepat dan objektif. Teknologi ini juga mampu meningkatkan akurasi pencatatan kehadiran sekaligus mengurangi potensi kecurangan. Selain itu, integrasi dengan sistem penyimpanan data memungkinkan pengelolaan informasi kehadiran secara lebih terstruktur dan mudah diakses, sehingga berpotensi meningkatkan efektivitas dan keandalan sistem presensi di lingkungan pendidikan tinggi.

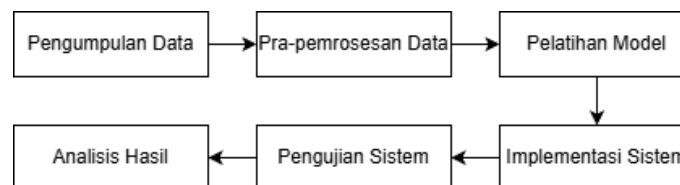
Meskipun demikian, penerapan sistem pengenalan wajah tidak terlepas dari berbagai tantangan teknis dan keamanan. Salah satu permasalahan utama yang sering muncul adalah ancaman *spoofing*. *Spoofing* merupakan bentuk upaya manipulasi sistem dengan memanfaatkan media wajah tidak asli, seperti foto cetak, tampilan layar perangkat digital, atau rekaman video, dengan tujuan mengecoh proses identifikasi wajah [7]. Ancaman ini dapat menurunkan tingkat keandalan sistem presensi dan berpotensi menyebabkan pencatatan kehadiran yang tidak valid. Oleh karena itu, diperlukan mekanisme tambahan yang mampu mendeteksi keaslian wajah agar sistem pengenalan wajah dapat digunakan secara aman dan terpercaya. Berbagai penelitian sebelumnya telah mengembangkan metode *anti-spoofing* wajah menggunakan analisis kualitas citra, tekstur, serta karakteristik dinamis seperti kedipan mata dan pergerakan kepala [8] [9] [10]. Meskipun menunjukkan hasil yang menjanjikan, beberapa penelitian masih memiliki keterbatasan pada konsistensi akurasi di kondisi nyata, penggunaan metode yang belum memanfaatkan *deep learning* terbaru, atau belum mengintegrasikan *anti-spoofing* secara menyeluruh dalam sistem presensi. Beberapa studi melaporkan performa deteksi dan pengenalan yang tinggi, namun umumnya diuji pada lingkungan terkontrol atau lebih berfokus pada efisiensi proses tanpa menekankan aspek keamanan sistem secara komprehensif [11] [12]. Selain itu, penggunaan model deteksi generasi sebelumnya masih menunjukkan keterbatasan dalam menghadapi variasi pose, pencahayaan, dan kualitas data, sehingga masih diperlukan pengembangan model yang lebih robust dan adaptif terhadap kondisi nyata [13] [14] [8].

Berdasarkan celah penelitian tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem presensi wajah *real-time* dengan mengintegrasikan deteksi wajah cepat [15] [16] [17], pengenalan identitas akurat [18] [19], dan mekanisme *anti-spoofing* dalam satu sistem terpadu yang langsung diterapkan pada lingkungan akademik. Kontribusi ilmiah utama penelitian ini terletak pada integrasi deteksi wajah berbasis *deep learning* generasi terbaru, pengenalan wajah berbasis embedding diskriminatif [20], serta *anti-spoofing* berbasis pembelajaran mendalam dalam satu alur presensi otomatis *real-time*. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan sistem presensi yang lebih cepat, akurat, dan aman dibandingkan pendekatan penelitian sebelumnya.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui serangkaian tahapan yang tersusun secara sistematis untuk memastikan proses pengembangan dan evaluasi sistem berjalan dengan baik. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pelatihan model, implementasi sistem, pengujian sistem, dan analisis hasil.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1 terlihat setiap tahapan dilaksanakan secara berurutan dan saling berkaitan untuk mencapai tujuan penelitian. Proses diawali dengan pengumpulan data sebagai dasar pengembangan sistem, kemudian dilanjutkan dengan pra-pemrosesan data guna memastikan kualitas data yang digunakan sesuai dengan kebutuhan model. Selanjutnya, data yang telah diproses digunakan pada tahap pelatihan model untuk membangun kemampuan deteksi wajah, pengenalan identitas, dan *anti-spoofing*. Model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan ke dalam sistem presensi berbasis *real-time*, sehingga dapat digunakan dalam kondisi nyata. Tahap berikutnya adalah pengujian sistem untuk mengevaluasi kinerja, akurasi, dan keandalan sistem secara keseluruhan. Hasil pengujian tersebut selanjutnya dianalisis untuk menilai efektivitas metode yang diterapkan serta sebagai dasar penarikan kesimpulan dalam penelitian ini.

2.2 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dua jenis dataset utama, yaitu dataset deteksi wajah asli/palsu dan dataset pengenalan wajah. Dataset wajah asli/palsu dikumpulkan secara mandiri menggunakan webcam untuk menyesuaikan kondisi lingkungan nyata sistem presensi. Data wajah asli diperoleh melalui pengambilan langsung di depan kamera, sedangkan data wajah

palsu diperoleh dari foto atau video wajah yang ditampilkan melalui layar perangkat maupun media cetak untuk mensimulasikan serangan *spoofing* yang umum terjadi. Dataset dibagi menjadi 70% data latih, 20% data validasi, dan 10% data uji dengan jumlah pembagian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pembagian dataset

Jenis Data	Jumlah	Presentase
Data Latih	3.500	70%
Data Validasi	1.000	20%
Data Uji	500	10%

Proporsi ini banyak digunakan dalam penelitian machine learning karena mampu memberikan distribusi data yang seimbang antara proses pembelajaran dan evaluasi model secara independen [21] [22]. Pembagian tersebut memungkinkan model mempelajari pola data secara memadai sekaligus menyediakan data validasi untuk memantau *overfitting* dan data uji untuk mengukur kemampuan generalisasi secara objektif.

2.3 Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data dalam penelitian ini mencakup serangkaian proses yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi dataset, yang meliputi :

a. Deteksi Wajah

Tahap awal pra-pemrosesan data diawali dengan deteksi wajah pada setiap *frame* citra yang diperoleh secara *real-time* melalui kamera. Proses ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan menentukan lokasi wajah sebagai objek utama, sehingga informasi latar belakang yang tidak relevan dapat diabaikan [23].

b. Seleksi Berdasarkan Tingkat Kepercayaan Deteksi

Hasil deteksi wajah selanjutnya diseleksi berdasarkan nilai kepercayaan (*confidence*) tertentu untuk memastikan bahwa hanya wajah yang terdeteksi dengan tingkat keyakinan tinggi yang diproses lebih lanjut.

c. Penyesuaian Area Wajah (*Bounding Box Adjustment*)

Setelah wajah berhasil terdeteksi, dilakukan penyesuaian area *bounding box* dengan menambahkan *offset* pada sisi lebar dan tinggi wajah. Penyesuaian ini bertujuan untuk memastikan seluruh bagian wajah terekam secara utuh, termasuk area dahi dan dagu, sehingga informasi penting pada wajah tidak terpotong dan dapat digunakan secara optimal pada tahap pelatihan model.

d. Seleksi Kualitas Citra Wajah

Tahap berikutnya adalah evaluasi kualitas citra wajah untuk memastikan tingkat ketajaman yang memadai. Citra wajah yang buram atau tidak fokus tidak disertakan dalam dataset, karena dapat menurunkan performa model pada saat pelatihan.

e. Normalisasi Anotasi YOLO

Area wajah yang telah memenuhi kriteria kemudian direpresentasikan dalam bentuk anotasi *bounding box* yang dinormalisasi. Normalisasi dilakukan dengan menyesuaikan koordinat lokasi wajah terhadap ukuran citra, sehingga format anotasi sesuai dengan standar yang digunakan oleh model YOLOv8.

f. Penyimpanan Data Citra dan Label

Tahap akhir pra-pemrosesan data dilakukan dengan menyimpan citra wajah dan *file* label dalam format teks secara berpasangan dan terstruktur. Penyimpanan ini memastikan setiap citra memiliki informasi anotasi yang sesuai, sehingga dataset siap digunakan untuk proses pelatihan, validasi, dan pengujian model secara konsisten.

2.4 Pelatihan Model

Model yang digunakan dalam penelitian ini mengacu pada dua pendekatan berbasis *deep learning*, yaitu YOLOv8 dan ArcFace. YOLOv8 merupakan algoritma deteksi objek generasi terbaru dalam keluarga YOLO yang dirancang untuk melakukan deteksi secara cepat dan efisien melalui pendekatan *one-stage detection* [16] [17]. Karakteristik ini memungkinkan proses identifikasi lokasi wajah dilakukan dalam satu tahap inferensi dengan waktu komputasi yang rendah, sehingga sesuai untuk aplikasi berbasis waktu nyata seperti sistem presensi otomatis. Sementara itu, ArcFace merupakan metode pengenalan wajah yang memanfaatkan pendekatan *Additive Angular Margin Loss* untuk meningkatkan separabilitas antar kelas pada ruang fitur [18]. Metode ini menghasilkan representasi embedding wajah yang lebih diskriminatif, sehingga mampu membedakan individu dengan tingkat kemiripan visual yang tinggi secara lebih akurat dan konsisten.

Pelatihan model deteksi dilakukan selama 100 epoch untuk memastikan model mencapai konvergensi yang stabil tanpa *overfitting* dan memiliki representasi fitur yang kuat. Dalam penelitian pengaturan jumlah epoch untuk model YOLOv8, variasi 50–300 epoch diuji untuk mengukur performa model dalam mempelajari pola fitur citra, dan menunjukkan bahwa jumlah epoch sangat berpengaruh terhadap akurasi deteksi model [24]. Untuk proses pengenalan wajah, penelitian ini menggunakan model *pretrained buffalo_l* yang tersedia pada pustaka *InsightFace*. Model tersebut telah dilatih menggunakan dataset wajah berskala besar seperti MS1MV2 yang terdiri dari jutaan citra wajah, sehingga

mampu menghasilkan embedding wajah berdimensi 512 yang stabil dan konsisten. Penggunaan *pretrained* model pada tugas pengenalan wajah terbukti mampu meningkatkan akurasi sekaligus mengurangi kebutuhan data pelatihan tambahan melalui pendekatan transfer learning [25]. Strategi ini memungkinkan sistem memperoleh representasi embedding wajah yang diskriminatif dan stabil tanpa proses pelatihan ulang yang kompleks.

2.5 Implementasi Sistem

Pada tahap implementasi sistem, hasil dari proses perancangan dan pelatihan model diterapkan ke dalam sebuah sistem presensi wajah yang beroperasi secara *real-time*. Model YOLOv8 yang telah dilatih digunakan sebagai komponen utama untuk mendeteksi wajah sekaligus membedakan wajah asli dan palsu (*anti-spoofing*) dari citra atau video yang diambil melalui kamera. Selanjutnya, wajah yang terdeteksi dan dinyatakan sebagai wajah asli diproses menggunakan algoritma ArcFace untuk mengekstraksi fitur wajah dan melakukan pencocokan identitas dengan data *facebank* yang telah tersimpan sebelumnya.

2.6 Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kinerja dan fungsionalitas sistem yang telah dikembangkan. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem mampu mendeteksi wajah secara *real-time*, membedakan wajah asli dan palsu (*anti-spoofing*), serta mengenali identitas pengguna dengan benar menggunakan metode ekstraksi fitur ArcFace. Pengujian dilakukan dengan menggunakan perangkat kamera webcam yang terpasang pada laptop sebagai media pengambilan citra. Pada proses pengujian, mahasiswa ditempatkan pada jarak ± 1 meter dari kamera dengan posisi wajah menghadap langsung ke arah kamera untuk mendukung proses deteksi dan pengenalan wajah secara optimal. Skenario ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja sistem dalam melakukan deteksi wajah, validasi *anti-spoofing*, serta pencatatan kehadiran secara *real-time*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Dataset dan Analisis Hasilnya

Penelitian ini menggunakan dua jenis dataset utama, yaitu dataset untuk deteksi wajah asli/palsu dan dataset untuk pengenalan wajah. Dataset wajah asli/palsu dikumpulkan secara mandiri menggunakan webcam. Data wajah asli diperoleh dari pengambilan langsung di depan kamera, sedangkan data wajah palsu diambil dari foto atau video wajah yang ditampilkan melalui layar smartphone, monitor, maupun cetakan kertas. Dataset yang terdiri dari 5.000 gambar, dengan rincian 2.500 citra wajah asli dan 2.500 citra wajah palsu, dilatih menggunakan model YOLOv8n. Dataset yang dikumpulkan pada penelitian ini tidak hanya terdiri dari data citra wajah, tetapi juga dilengkapi dengan file label dalam format teks (.txt) yang mengikuti standar anotasi YOLO. File label tersebut berisi informasi kelas objek serta koordinat bounding box wajah yang telah dinormalisasi, sehingga setiap citra memiliki pasangan anotasi yang sesuai. Keberadaan label ini memungkinkan proses pelatihan model YOLOv8 dapat dilakukan secara langsung tanpa memerlukan proses pelabelan ulang, serta memastikan konsistensi antara data citra dan informasi objek yang digunakan dalam proses pembelajaran model. Hasil pelatihan kemudian disimpan dalam file .pt, yang selanjutnya digunakan untuk mendeteksi dan membedakan wajah asli serta palsu secara *real-time* tanpa perlu melakukan pelatihan ulang.

Sementara itu, *dataset* untuk pengenalan wajah dikumpulkan secara mandiri menggunakan webcam dengan satu sudut pandang tetap. Gambar wajah mahasiswadiambil dengan berbagai variasi ekspresi, seperti tersenyum, netral, dan tertawa. *Dataset* berisi 200 gambar, dengan rata-rata 10 gambar per mahasiswaberdasarkan nama dan NIM.

3.2 Pelatihan Model YOLOv8

Proses pelatihan model YOLOv8n dilakukan menggunakan 5.000 citra wajah, terdiri dari 2.500 wajah asli dan 2.500 wajah palsu yang telah dilabeli sesuai kategorinya dalam format YOLO. Perintah pelatihan model YOLOv8 menggunakan beberapa parameter utama yang berfungsi untuk mengatur proses *training* agar berjalan optimal. Parameter *task=detect* menunjukkan bahwa model digunakan untuk tugas deteksi objek, sedangkan *mode=train* menandakan bahwa proses yang dilakukan adalah pelatihan model. Model dasar yang digunakan adalah *yolov8n.pt*, yaitu varian YOLOv8 dengan ukuran ringan (*nano*) yang sesuai untuk kebutuhan sistem *real-time*. Parameter data mengacu pada berkas konfigurasi dataset yang berisi informasi jalur data, jumlah kelas, dan nama kelas yang digunakan selama pelatihan. Proses pelatihan dilakukan selama *epochs*=100, yang berarti model akan melakukan iterasi pembelajaran sebanyak 100 kali terhadap seluruh data latih. Ukuran citra masukan ditetapkan sebesar *imgsz*=640 untuk menyeimbangkan antara akurasi deteksi dan kecepatan pemrosesan. Setelah pelatihan selesai, bobot model disimpan dalam file .pt, yang kemudian digunakan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan wajah secara *real-time* tanpa perlu melakukan pelatihan ulang.

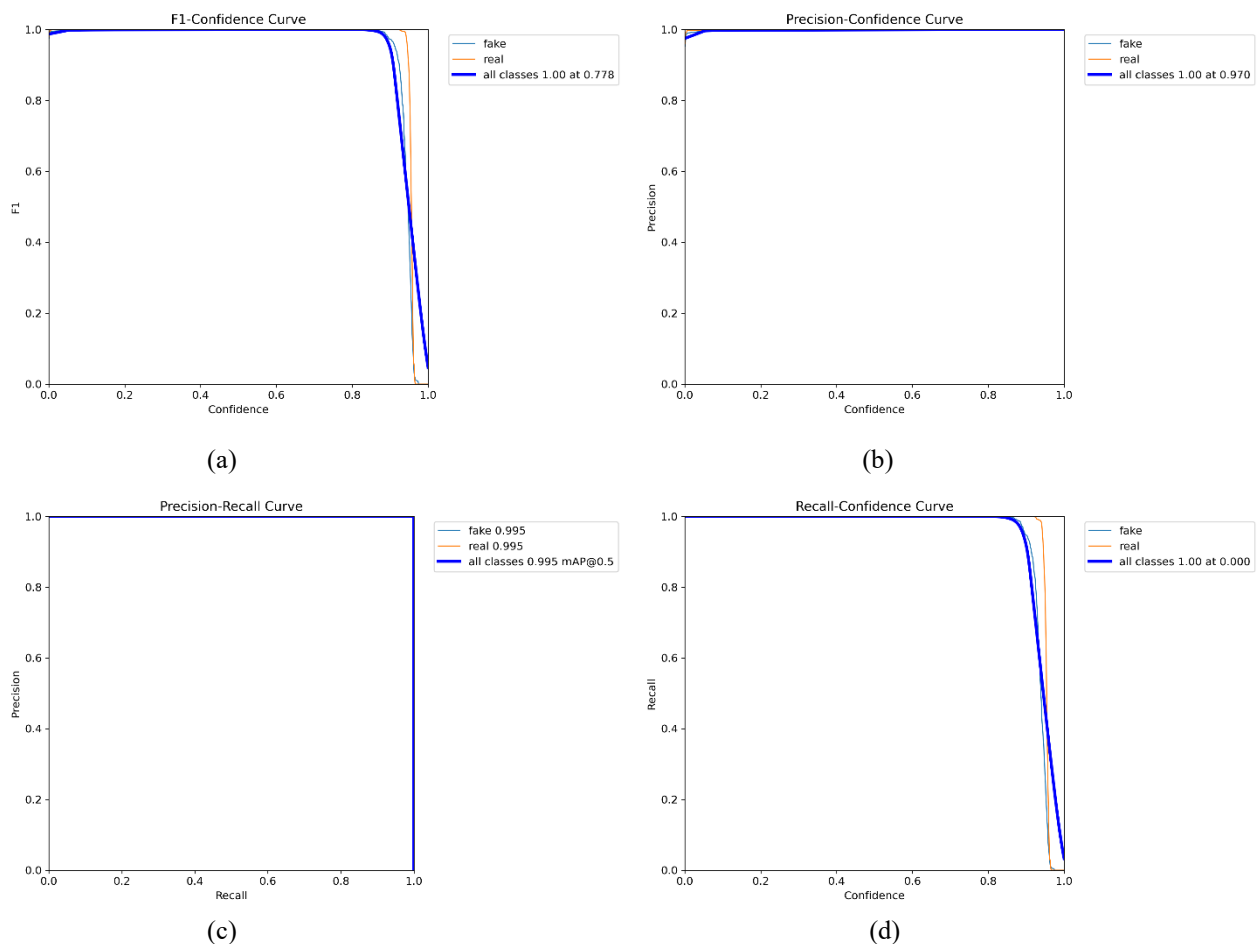
3.3 Pemuatan Model Pra-Latih (ArcFace)

Pada penelitian ini, algoritma ArcFace digunakan sebagai model pengenalan wajah tanpa melalui proses pelatihan ulang. Algoritma ArcFace diimplementasikan menggunakan model pra-latih (*pretrained model*) *InsightFace "buffalo_l"* yang dikembangkan oleh *DeepInsight*. Model ini digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur wajah (*face embedding*) dengan menghasilkan representasi vektor berdimensi 512 dari citra wajah yang terdeteksi. Setiap vektor mewakili identitas unik

seseorang berdasarkan struktur wajahnya. ArcFace melakukan ekstraksi fitur wajah dengan menghasilkan embedding berdimensi 512, yaitu vektor numerik yang merepresentasikan karakteristik unik dari wajah setiap mahasiswa. Proses ekstraksi berlangsung dengan memotong area wajah dari *frame webcam*, kemudian ArcFace mengolah citra tersebut melalui model *pretrained (buffalo_l)* untuk menghasilkan embedding yang stabil dan konsisten. Proses pencocokan dilakukan menggunakan *cosine similarity*, yaitu metode pengukuran kesamaan arah antara dua vektor berdimensi 512. Setiap embedding dari *facebank* dihitung nilai kesamaannya terhadap *embedding* wajah baru. Sistem kemudian memilih nilai kesamaan tertinggi sebagai kandidat identitas. Nilai *cosine similarity* yang dihasilkan berada pada rentang 0 hingga 1, di mana nilai yang semakin mendekati 1 menunjukkan tingkat kemiripan wajah yang semakin tinggi. Pada penelitian ini, wajah dinyatakan dikenali apabila nilai *cosine similarity* tertinggi melebihi ambang batas 0,35, sedangkan nilai di atas 0,6 digunakan sebagai indikator pengenalan yang benar untuk perhitungan akurasi individu. Jika nilai kemiripan berada di bawah ambang batas tersebut, maka wajah diklasifikasikan sebagai tidak dikenal (*unknown*) dan tidak diproses pada tahap absensi.

3.3 Evaluasi Model

Untuk mengevaluasi kinerja model YOLOv8 secara lebih komprehensif, dilakukan analisis performa menggunakan grafik *F1–Confidence*, *Precision–Confidence*, *Precision–Recall*, dan *Recall–Confidence* guna menggambarkan hubungan antara tingkat kepercayaan prediksi dengan akurasi serta keseimbangan kinerja model dalam mendeteksi wajah.

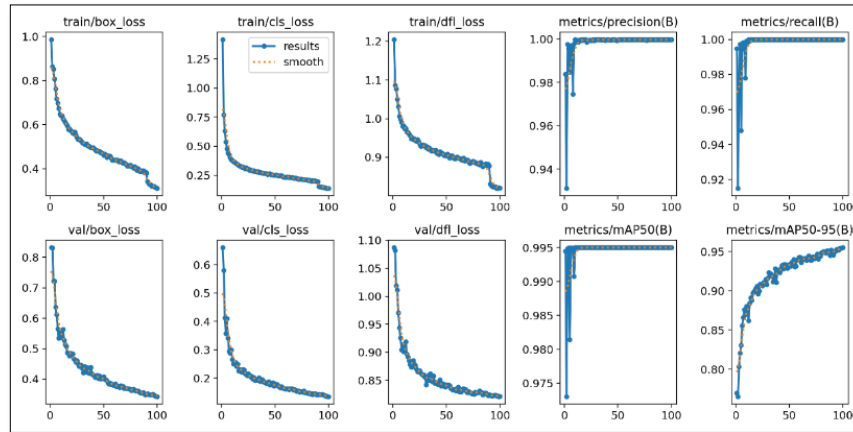


Gambar 2. PR Curve Hasil Pelatihan YOLOv8

Berdasarkan kurva *F1–Confidence* pada Gambar 2, nilai *F1-score* yang mendekati 1 pada sebagian besar rentang *confidence* menunjukkan bahwa model memiliki keseimbangan yang sangat baik antara *precision* dan *recall* dalam berbagai ambang keputusan. Titik optimal pada *confidence* sekitar 0,778 mengindikasikan bahwa model mencapai kompromi terbaik antara meminimalkan kesalahan deteksi dan mempertahankan sensitivitas klasifikasi. Hal ini penting dalam konteks sistem presensi, karena ambang yang terlalu rendah berpotensi meningkatkan *false acceptance*, sedangkan ambang terlalu tinggi dapat menurunkan tingkat deteksi wajah asli. Kurva *Precision–Confidence* yang mencapai nilai 1,00 pada *confidence* tinggi menunjukkan bahwa ketika sistem menetapkan ambang ketat, prediksi yang dihasilkan hampir tidak mengandung kesalahan, sehingga meningkatkan aspek keamanan terhadap potensi spoofing. Sementara itu, kurva *Precision–Recall* dengan nilai *mAP@0.5* sebesar 0,995 sebesarnya memperlihatkan bahwa model mampu mempertahankan presisi tinggi tanpa mengorbankan kemampuan deteksi secara signifikan, yang menandakan robustitas model terhadap variasi data. Pola pada kurva *Recall–Confidence* yang menurun pada *confidence* sangat tinggi menunjukkan karakteristik

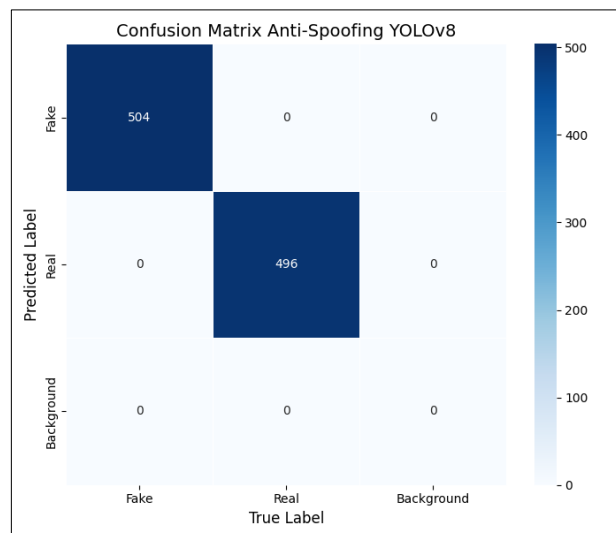
umum sistem berbasis *threshold*, sekaligus menegaskan pentingnya pemilihan ambang optimal untuk menjaga keseimbangan performa dalam implementasi nyata.

Hasil analisis terhadap perkembangan kinerja model selama proses pelatihan dan validasi dengan memperhatikan perubahan nilai *loss*, *precision*, *recall*, serta *mean Average Precision* (mAP). Analisis ini bertujuan untuk mengevaluasi tingkat konvergensi model dan memastikan performa deteksi yang optimal sebelum sistem diimplementasikan.



Gambar 3. Grafik Losses dan mAP Selama Pelatihan YOLOv8

Gambar 3 yang menampilkan proses pelatihan selama 100 epoch tidak hanya menunjukkan penurunan nilai *loss*, tetapi juga memperlihatkan konsistensi pembelajaran antara data *training* dan *validation*, yang mengindikasikan kemampuan generalisasi model yang baik. Tidak adanya divergensi signifikan antara kedua kurva menguatkan bahwa model tidak mengalami *overfitting*, sehingga performa tinggi yang diperoleh bukan sekadar hasil penyesuaian terhadap data latih. Kenaikan stabil pada metrik *precision*, *recall*, dan mAP menunjukkan bahwa model secara bertahap meningkatkan kemampuan diskriminatifnya dalam membedakan wajah asli dan palsu. Nilai mAP50 yang mendekati 1,0 serta mAP50-95 sekitar 0,95 mengindikasikan bahwa deteksi tetap akurat bahkan pada variasi tingkat IoU yang lebih ketat, sehingga model tidak hanya presisi pada batas minimal, tetapi juga konsisten pada evaluasi yang lebih komprehensif.



Gambar 4. Confusion Matrix Model YOLOv8

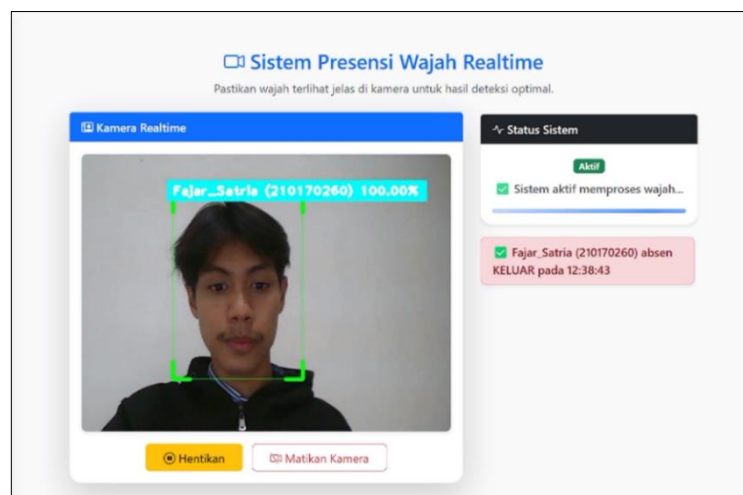
Hasil evaluasi *confusion matrix* pada Gambar 4 memperkuat temuan tersebut dengan menunjukkan tidak adanya kesalahan klasifikasi pada data uji. Keberhasilan model dalam mengidentifikasi seluruh 496 wajah asli dan 504 wajah palsu secara tepat menunjukkan kemampuan pemisahan kelas yang sangat jelas pada ruang fitur. Secara analitis, hal ini mengindikasikan bahwa representasi fitur yang dipelajari model memiliki daya diskriminatif tinggi dan tidak terjadi tumpang tindih signifikan antar kelas. Dalam konteks implementasi sistem presensi, kondisi ini sangat krusial karena kesalahan klasifikasi, sekecil apa pun, dapat berdampak langsung pada validitas pencatatan kehadiran. Dengan demikian, kombinasi analisis kurva evaluasi dan *confusion matrix* menunjukkan bahwa model tidak hanya memiliki akurasi tinggi secara numerik, tetapi juga stabil dan layak diterapkan pada sistem presensi wajah real-time yang menuntut keandalan dan keamanan tinggi.

Berdasarkan hasil evaluasi kinerja model YOLOv8 *anti-spoofing*, dapat disimpulkan bahwa model menunjukkan performa deteksi dan klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan wajah asli (*real*) dan wajah palsu (*fake*). Hal ini ditunjukkan oleh nilai *F1-score* yang mendekati 1 pada sebagian besar rentang *confidence* dengan titik optimal sekitar 0,778, yang mencerminkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*. Proses pelatihan selama 100 epoch memperlihatkan penurunan nilai *loss* secara konsisten pada data *training* dan *validation* tanpa indikasi *overfitting*, serta peningkatan metrik *precision*, *recall*, dan *mAP* hingga mendekati nilai maksimum. Nilai *mAP@0.5* yang hampir mencapai 1,0 dan *mAP@0.5–0.95* sekitar 0,95 menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi objek secara akurat pada berbagai tingkat IoU. Selain itu, hasil *confusion matrix* menunjukkan tidak adanya kesalahan klasifikasi antar kelas maupun ke kelas *background*, yang menandakan bahwa model mampu mengklasifikasikan seluruh data uji dengan sangat akurat dan layak untuk diimplementasikan pada sistem presensi wajah *real-time*. Apabila dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan arsitektur YOLOv5 untuk deteksi wajah atau *anti-spoofing*, nilai *mAP* yang diperoleh pada penelitian ini menunjukkan peningkatan performa. Beberapa studi berbasis YOLOv5 melaporkan nilai *mAP@0.5* pada rentang 0,85–0,93 dengan tingkat kesalahan klasifikasi yang masih ditemukan pada kondisi pencahayaan dan pose tertentu [13]. Peningkatan ini dapat disebabkan oleh penggunaan arsitektur YOLOv8 yang memiliki optimasi pada *feature extraction* dan mekanisme *anchor-free detection*, sehingga mampu memberikan akurasi yang lebih stabil pada berbagai variasi data.

Selain itu, jika dibandingkan dengan metode berbasis klasifikasi CNN konvensional atau pendekatan tekstur seperti LBP dan metode berbasis SVM pada penelitian *anti-spoofing* sebelumnya, pendekatan berbasis YOLOv8 memiliki keunggulan dalam hal integrasi deteksi dan klasifikasi dalam satu tahap (*one-stage detector*), sehingga lebih efisien untuk implementasi sistem presensi wajah secara *real-time* [26]. Pada konteks implementasi nyata, performa tinggi dengan nilai *false detection* yang sangat rendah menjadi faktor penting untuk meminimalkan potensi kecurangan presensi menggunakan media foto atau layar digital. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini tidak hanya terletak pada tingkat akurasi yang tinggi, tetapi juga pada kesiapan implementasi sistem dalam lingkungan operasional nyata, khususnya pada sistem presensi berbasis wajah yang membutuhkan kombinasi antara kecepatan pemrosesan, stabilitas model, dan ketahanan terhadap serangan *spoofing*.

3.1 Implementasi Sistem

Implementasi sistem presensi wajah ini dikembangkan menggunakan *framework Flask* yang berfungsi sebagai penghubung antara logika pemrosesan di sisi server dan tampilan antarmuka pengguna. Setiap halaman diimplementasikan menggunakan konsep *routing Flask* yang terintegrasi dengan *template HTML*, sehingga memungkinkan penyajian informasi secara dinamis dan *real-time*. Pada halaman ini, sistem menampilkan hasil tangkapan kamera secara *real-time* yang telah diproses oleh model deteksi dan pengenalan wajah, sehingga pengguna dapat melihat langsung status deteksi wajah yang sedang berlangsung. Di sisi tampilan kamera, disediakan area notifikasi absensi yang berfungsi untuk menampilkan informasi secara langsung ketika mahasiswa berhasil dikenali dan presensinya tercatat oleh sistem.



Gambar 5. Halaman Sistem Presensi Wajah

3.2 Hasil Pengujian

Untuk menguji efektivitas modul *anti-spoofing* yang terintegrasi dalam sistem presensi wajah, dilakukan pengujian menggunakan berbagai skenario wajah palsu yang ditampilkan melalui media cetak dan layar perangkat digital. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem mampu membedakan wajah asli yang berasal langsung dari subjek di depan kamera dengan wajah palsu yang berpotensi digunakan untuk melakukan kecurangan dalam proses presensi.



Gambar 6. Hasil Uji *Spoofing*

Berdasarkan hasil pengujian yang ditampilkan pada gambar 6, sistem berhasil mendeteksi seluruh wajah palsu dan mengklasifikasikannya sebagai *fake*, yang ditandai dengan *bounding box* berwarna merah. Wajah palsu yang berasal dari foto cetak maupun tampilan layar ponsel tidak diberikan izin untuk melanjutkan proses presensi. Hasil ini menunjukkan bahwa mekanisme *anti-spoofing* berbasis *YOLOv8* bekerja secara konsisten dan efektif dalam mencegah upaya pemalsuan identitas, sehingga meningkatkan keamanan dan keandalan sistem presensi wajah yang dikembangkan.

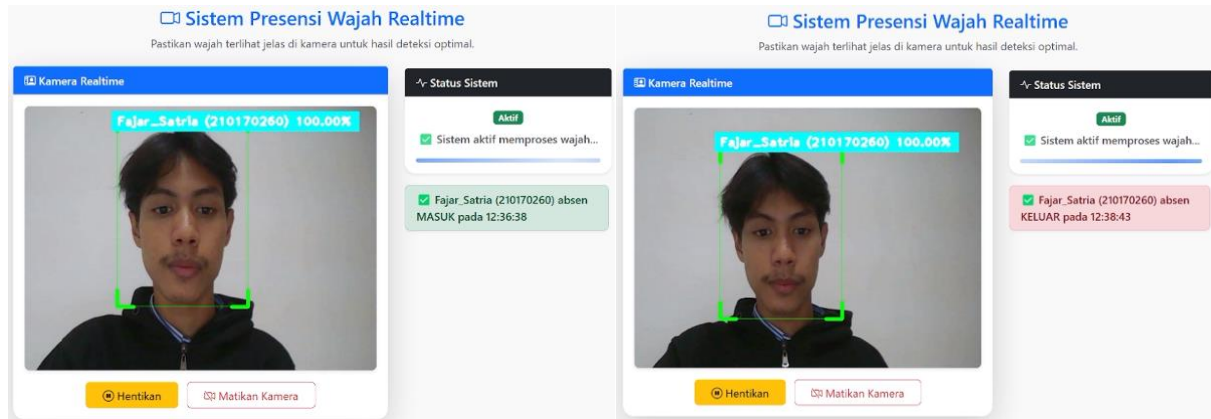
Hasil pengujian pengenalan wajah yang dilakukan terhadap 20 mahasiswa, diperoleh hasil bahwa sistem mampu mengenali seluruh subjek uji dengan baik dan menampilkan identitas yang sesuai berupa nama dan NIM. Hal ini menunjukkan bahwa proses deteksi dan pengenalan wajah berjalan secara konsisten pada seluruh data uji.

Tabel 2. Hasil Uji Pengenalan Wajah

Nama Mahasiswa	NIM	Hasil	Akurasi
Abrar Inferni Lubis	250170208	Dikenali	100%
Aisyah Wanda Delfia	250170201	Dikenali	100%
Alya Nazua	250170211	Dikenali	100%
Aridho Pangestu	210170266	Dikenali	100%
Arya Irwansyah Sirait	250170216	Dikenali	100%
Nyak Khairiah	250170202	Dikenali	100%
Fajar Satria	210170260	Dikenali	100%
Fuzia Nizla Siregar	250170213	Dikenali	100%
Laina Syafira	250170210	Dikenali	100%
Muhammad Fahri Noveridho	250170189	Dikenali	100%
Muhammad Hafizal	210170286	Dikenali	100%
Muhammad Khalid	250170187	Dikenali	100%
Muhammad Khardawi	210170255	Dikenali	100%
Rahmat Alip Pratama	210170263	Dikenali	100%
Rizka Aflah Hasibuan	250170186	Dikenali	100%
Suhaiba Nasyira Hariono	210170276	Dikenali	100%
Tahajjul Fuzhari	250170217	Dikenali	100%
Wildan Agra Baruna	250170222	Dikenali	100%
Alif Rizki	250170200	Dikenali	100%
Nada Syadzwin	210170253	Dikenali	100%

Hasil dari tabel 2 ini menunjukkan bahwa proses deteksi dan pengenalan wajah berjalan secara konsisten pada seluruh data uji. Dari sisi akurasi, hasil pengujian menunjukkan tingkat keberhasilan pengenalan wajah sebesar 100% pada seluruh mahasiswa yang diuji dan sistem pengenalan wajah mampu bekerja sesuai dengan rancangan, yaitu hanya mencocokkan wajah dengan data yang tersimpan dan menolak identitas yang tidak dikenali. Tidak ditemukan kesalahan pengenalan maupun kegagalan pencocokan identitas selama proses pengujian berlangsung.

Sistem presensi yang di kembangkan bekerja dengan memanfaatkan kamera webcam sebagai input utama. Ketika wajah mahasiswa terdeteksi dan berhasil dikenali oleh sistem, data identitas mahasiswa akan divalidasi dan secara otomatis disimpan ke dalam basis data. Pada proses ini, sistem mencatat jam masuk saat mahasiswa pertama kali terverifikasi hadir. Selanjutnya, ketika mahasiswa yang sama kembali terdeteksi pada kondisi keluar, sistem akan mencatat jam keluar secara otomatis pada tanggal yang sama.



Gambar 7. Absensi Masuk dan Keluar

Dari gambar 7, seluruh proses pencatatan waktu dilakukan secara *real-time* dan tersinkronisasi dengan sistem *backend*, sehingga waktu yang tercatat sesuai dengan waktu aktual saat proses presensi berlangsung. Hasil pencatatan presensi mahasiswa secara otomatis ditampilkan dalam bentuk tabel Data Absensi Mahasiswa.

FaceAttend		Data Absensi Mahasiswa				
Dashboard Data Mahasiswa Data Absensi Absensi Kamera Logout		Cari Nama atau NIM dd/mm/yyyy Cari Reset Export CSV Reset Data				
No	NIM	Nama	Tanggal	Jam Masuk	Jam Keluar	Mata Kuliah
1	210170265	Dharma_Bella_Arianda	2025-12-22	13:21:55	13:23:56	Forecasting
2	210170255	Muhammad_Khardawi	2025-12-22	13:06:39	13:12:48	Data Mining
3	210170143	Sultan_Yordania	2025-12-22	13:05:44	13:12:14	Machine Learning
4	210170263	rahmat_alip_paratama	2025-12-22	13:05:21	13:12:02	Deep Learning
5	210170286	Muhammad_Hafizal	2025-12-22	13:02:44	13:09:24	Machine Learning
6	210170264	Muhammad_Naufal_Hadi	2025-12-22	13:02:25	13:09:00	Deep Learning
7	250170187	Muhammad_Khalid	2025-12-22	12:33:22	12:35:10	Forecasting
8	250170216	Arya_Inwansyah_Sirait	2025-12-22	12:32:59	12:39:54	Data Mining
9	250170217	Tahajjul_Fuzhari	2025-12-22	12:32:38	12:40:23	Machine Learning

Gambar 8. Data Absensi Mahasiswa

Berdasarkan hasil pengujian terhadap mahasiswa, Sistem berhasil mencatat data presensi secara otomatis setelah proses pengenalan wajah dilakukan. Dapat dilihat di gambar 8, setiap mahasiswa yang terdaftar pada sistem tercatat memiliki informasi jam masuk dan jam keluar yang berbeda-beda, sesuai dengan waktu aktual saat mahasiswa melakukan presensi. Data pada tabel menunjukkan bahwa tidak terdapat pencatatan waktu yang sama persis antar mahasiswa, yang mengindikasikan bahwa sistem mampu merekam waktu presensi secara individual dan *real-time*.

4.KESIMPULAN

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem tidak hanya mampu mengenali mahasiswa terdaftar secara konsisten, tetapi juga dapat membedakan wajah asli dan palsu secara efektif, sehingga meningkatkan aspek keamanan dalam pencatatan kehadiran. Sistem mampu mendeteksi dan mengenali seluruh wajah mahasiswa yang terdaftar di dalam facebank dengan tingkat keberhasilan 100%, sementara modul anti-spoofing menunjukkan performa yang sangat baik dalam membedakan wajah asli dan palsu secara *real-time* dengan nilai $MAP@0.5$ sebesar 0,995, F1-score mendekati 1, dan tanpa kesalahan klasifikasi pada confusion matrix. Secara praktis, sistem ini memberikan implikasi positif bagi lingkungan akademik karena mampu menyederhanakan proses administrasi presensi, mengurangi kesalahan rekapitulasi manual, serta mendukung monitoring kehadiran secara lebih efisien dan transparan. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan berpotensi menjadi solusi presensi digital yang relevan dan aplikatif untuk diterapkan pada kegiatan perkuliahan, meskipun pengujian lanjutan pada skala dan kondisi yang lebih beragam tetap diperlukan untuk memperluas cakupan implementasinya.

REFERENCES

- [1] M. A. Hosen, S. H. Moz, M. M. H. Khalid, S. S. Kabir, and S. M. Galib, "Face Recognition-Based Attendance System With Anti-Spoofing, System Alert, and Email Automation," *Radioelectron. Comput. Syst.*, vol. 2023, no. 2(106), pp. 119–128, 2023, doi: 10.32620/REKS.2023.2.10.

- [2] K. H. Teoh, R. C. Ismail, S. Z. M. Naziri, R. Hussin, M. N. M. Isa, and M. S. S. M. Basir, "Face Recognition and Identification using Deep Learning Approach," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1755, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1755/1/012006.
- [3] N. Nurdin, D. Hamdhana, and M. J. Setiawan, "Sistem Pendeteksi Pola Lafadz Allah Dan Muhammad Pada Citra Al-Qur'an Menggunakan Metode Peirce" *TECHSI.*, vol. 9, no. 2, 2017.
- [4] H. Febrydias, and M. Subali, "Aplikasi Presensi Berbasis Face Recognition Dengan Metode Local Binary Patterns Histograms," *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi.*, vol. 8, pp. 1–13, 2024.
- [5] S. G. Ramdhani and E. I. Sela, "Implementasi Face Recognition Untuk Sistem Presensi Universitas Menggunakan Convolutional Neural Network," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 6, pp. 4098–4108, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i6.3498.
- [6] F. Yusuf, I. Lesmana, H. P. Bagja, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Sistem Presensi Mahasiswa Berbasis Pengenalan Wajah," *Jurnal Buffer Informatika.*, vol. 11, no. April, pp. 47–56, 2025. <https://journal.fkom.uniku.ac.id/index.php/buffer>
- [7] C. Widjaya and A. Wicaksana, "Liveness Detection With Randomized Challenge-Response for Face Recognition Anti-Spoofing," *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 19, no. 2, pp. 419–430, 2023, doi: 10.24507/ijicic.19.02.419.
- [8] S. Rao, Y. Huang, K. Cui, and Y. Li, "Anti-spoofing face recognition using a metasurface-based snapshot hyperspectral image sensor," *Optica*, vol. 9, no. 11, p. 1253, 2022, doi: 10.1364/optica.469653.
- [9] A. S. Savanth, K. G. R. Manish, P. Narayan, M. L. Nikhil, and V. G. Gokul, "Face Recognition System with 2D Anti-Spoofing," in *2022 IEEE World Conference on Applied Intelligence and Computing (AIC)*, 2022, pp. 226–230. doi: 10.1109/AIC55036.2022.9848909.
- [10] R. V. S. Vardhan, S. Varun, and N. R. Krishnamoorthy, "Detection of Anti-Spoofing Face Using Yolo," vol. 7, no. 2, pp. 1–7, 2025.
- [11] L. Susanti, N. K. Daulay, and B. Intan, "Sistem Absensi Mahasiswa Berbasis Pengenalan Wajah Menggunakan Algoritma YOLOv5," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer).*, 2023, vol. 10, no. 2, 640-647, <http://www.stmik-budidarma.ac.id/ejurnal/index.php/jurikom/article/view/6032>
- [12] S. Sayed, S. Fatima, and Q. Abdul, "Face Recognition Attendance System with Anti- Spoofing Detection," *international Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, pp. 230–238, 2025, doi: 10.48175/IJAR SCT-25839.
- [13] D. Ayu, D. Syaiful, and A. Ramelan, "Rancang Bangun Alat Sistem Absensi Mahasiswa menggunakan Face Recognition dengan Metode YOLO berbasis Raspberry Pi," *Jurnal Aplikasi Sains, Informasi, Elektronika dan Komputer* ISSN- vol. 6, no. 2, 2024.
- [14] R. Khana, A. E. Saputra, and M. Sobirin, "Implementasi Sistem Presensi Deteksi Wajah Menggunakan YOLOv5," vol. 1, no. Maret, pp. 54–66, 2024.
- [15] Y. Yanto, F. Aziz, and I. Irmawati, "Yolo-V8 Peningkatan Algoritma Untuk Deteksi Pemakaian Masker Wajah," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 3, pp. 1437–1444, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.7047.
- [16] H. Qin, M. Li, and J. Jin, "A Study on Forged Face Recognition based on Improved YOLOV8," in *2024 3rd International Conference on Cloud Computing, Big Data Application and Software Engineering (CBASE)*, 2024, pp. 494–498. doi: 10.1109/CBASE64041.2024.10824450.
- [17] T. Ardiansyah, S. P. Balqis, and J. Haqqoni, "Deteksi Wajah dalam Foto Menggunakan Teknologi Visi Komputer," no. 6, pp. 32–39, 2024.
- [18] J. Deng, J. Guo, J. Yang, N. Xue, I. Kotsia, and S. Zafeiriou, "ArcFace : Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition," vol. 14, no. 8, pp. 1–17, 2015.
- [19] T. V. Dang, "Smart home Management System with Face Recognition Based on ArcFace Model in Deep Convolutional Neural Network," *J. Robot. Control*, vol. 3, no. 6, pp. 754–761, 2022, doi: 10.18196/jrc.v3i6.15978.
- [20] B. W. Nurlita *et al.*, "Perbandingan Kinerja Arcface Dan Dlib Dalam Pengenalan Wajah Dengan Deteksi Menggunakan YOLOv8," pp. 890–903, 2024.
- [21] I. Astuti, L. N. Ibrahim, W. W. Ariestya, and S. Ruhama, "Deep Learning for Horticulture : Convolutional Neural Network Driven Classification of Banana Types," vol. x, no. 1, pp. 12–25, 2025.
- [22] C. Juliandy and D. Darwin, "Pengenalan Computer Vision Berbasis Convolutional Neural Network melalui DewataTalks," *Sarwahita*, vol. 21, no. 01, pp. 45–52, 2024, doi: 10.21009/sarwahita.211.4.
- [23] J. Afrita, "Peran artificial intelligence dalam meningkatkan efisiensi dan efektifitas sistem pendidikan," *COMSERVA J. Penelit. Dan ...*, 2023, [Online]. Available: <https://comserva.publikasiindonesia.id/index.php/comserva/article/view/731>
- [24] J. Jonathan and D. Hermanto, "Penentuan Epochs Hasil Model Terbaik : Studi Kasus Algoritma YOLOv8," vol. 4, no. 2, pp. 792–798, 2024.
- [25] B. Xu *et al.*, "A cattle face identification approach based on RetinaFace and ArcFace loss., 2022, 193," DOI <https://doi.org/10.1016/j.compag>, p. 106675, 2021.
- [26] C. Lubis, "Deteksi YOLOv8 Dan Pengenalan Wajah Menggunakan RESNET50 Pada Gereja," vol. 12, no. 1, pp. 130–140, 2025.