Sistem Absensi Pengenalan Wajah Real-Time Menggunakan Algoritma YOLOv8 dan FaceNet

Bagas Kalih Putra
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung
bagaskalih@students.telkomuniversity.ac.id

Aji Gautama Putrada
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung
ajigps@telkomuniversity.ac.id

Ikke Dian Oktaviani
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung
oktavianiid@telkomuniversity.ac.id

Beberapa studi telah mengeksplorasi integrasi teknologi pengenalan wajah ke dalam sistem absensi untuk mengatasi keterbatasan metode absensi manual, seperti ketidakakuratan dan kecurangan, termasuk penggantian absensi. Terlepas dari kemajuan ini, evaluasi komprehensif yang membandingkan metrik kinerja sistem, khususnya kecepatan deteksi dan akurasi pengenalan, masih terbatas. Studi ini bertujuan untuk mengatasi kesenjangan ini dengan mengembangkan sistem absensi berbasis pengenalan wajah secara real-time yang memanfaatkan You Only Look Once versi 8 (YOLOv8) dan algoritma FaceNet. Proses penelitian dimulai dengan pengumpulan data dan literatur, diikuti dengan pra-pemrosesan dataset Labeled Faces in the Wild (LFW) ke dalam format yang sesuai. Dua konfigurasi model kemudian diimplementasikan: YOLOv8+FaceNet dan Dlib-ResNet, yang masing-masing digunakan untuk deteksi wajah dan pengenalan wajah. Kinerja sistem dievaluasi dalam hal akurasi pengenalan dan kecepatan pemrosesan untuk menilai kelayakannya untuk aplikasi dunia nyata. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model YOLOv8+FaceNet mencapai Equal Error Rate (EER) sebesar 0,013, dengan False Acceptance Rate (FAR) sebesar 0,010 dan False Rejection Rate (FRR) sebesar 0,016 pada ambang batas optimal 0,4273. Sementara itu, model Dlib-ResNet memperoleh EER sebesar 0,010, dengan nilai FAR dan FRR masing-masing sebesar 0,008 dan 0,012, pada ambang batas optimal 0,3909. Evaluasi kinerja menggunakan ambang batas yang dioptimalkan menunjukkan bahwa model YOLOv8+FaceNet yang diusulkan mencapai akurasi pengenalan yang sedikit lebih tinggi daripada Dlib-ResNet, yaitu 98,7% dibandingkan dengan 98,6%.
Kata kunci: absensi, pengenalan wajah, yolo, facenet, dlib-resnet, biometrik.

Several studies have explored the integration of facial recognition technologies into attendance systems to address the limitations of manual attendance methods, such as inaccuracies and fraud, including attendance substitution. Despite these advancements, a comprehensive evaluation comparing system performance metrics, particularly detection speed and recognition accuracy, remains limited. This study aims to address this gap by developing a real-time facial recognition–based attendance system utilizing You Only Look Once version 8 (YOLOv8) and the FaceNet algorithm. The research process begins with data and literature collection, followed by preprocessing the Labeled Faces in the Wild (LFW) dataset into a suitable format. Two model configurations are then implemented: YOLOv8+FaceNet and Dlib-ResNet, which are used for face detection and face recognition, respectively. System performance is evaluated in terms of recognition accuracy and processing speed to assess its feasibility for real-world applications. Experimental results show that the YOLOv8+FaceNet model achieves an Equal Error Rate (EER) of 0.013, with a False Acceptance Rate (FAR) of 0.010 and a False Rejection Rate (FRR) of 0.016 at an optimal threshold of 0.4273. Meanwhile, the Dlib-ResNet model obtains an EER of 0.010, with FAR and FRR values of 0.008 and 0.012, respectively, at an optimal threshold of 0.3909. Performance evaluation using the optimized thresholds indicates that the proposed YOLOv8+FaceNet model achieves a slightly higher recognition accuracy than Dlib-ResNet, namely 98.7% compared to 98.6%.

Keywords: you only look once, facenet, face recognition, attendance, threshold

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Pada era transformasi digital, berbagai teknologi biometrik telah menjadi komponen inti dalam meningkatkan keamanan dan efisiensi [1]. Pengenalan wajah secara khusus memiliki keunggulan karena bersifat non-intrusif dan cepat [2]. Sistem absensi manual yang masih banyak digunakan dalam lingkungan konvensional memiliki berbagai kelemahan, termasuk ketidaktepatan dan potensi kecurangan, seperti titip absen [3]. Oleh karena itu, pencatatan data kehadiran secara manual merupakan proses yang tidak efisien dan tidak produktif [4]. Diperlukan metode input kehadiran yang andal, otomatis, dan mampu beroperasi secara real-time, yang hingga kini masih menjadi tantangan penelitian.

Perkembangan pesat dalam bidang deep learning telah mendorong kemajuan signifikan pada sistem pengenalan wajah. Algoritma You Only Look Once (YOLO) yang diperkenalkan oleh Redmon et al. [5] merevolusi deteksi objek dengan memformulasikannya sebagai satu permasalahan regresi tunggal, sehingga memungkinkan operasi secara *real-time* dengan kinerja deteksi yang memadai. Setiap versi YOLO menghadirkan inovasi baru, dan versi terbarunya, YOLOv8, mengembangkan arsitektur dasar dengan desain arsitektural terbaru untuk meningkatkan presisi dan kecepatan. Secara paralel, FaceNet yang diperkenalkan oleh Schroff et al. [6] merupakan model pengenalan wajah yang sangat efektif dengan memproyeksikan citra wajah ke dalam ruang *embedding Euclidean* berdimensi rendah menggunakan fungsi triplet loss, sehingga memungkinkan perbandingan kemiripan wajah secara akurat. Sinergi antara kemampuan deteksi yang kuat dari YOLOv8 dan embedding wajah yang diskriminatif dari FaceNet menghasilkan solusi yang efisien dan andal untuk implementasi sistem absensi berbasis pengenalan wajah secara real-time.

Berbagai penelitian telah membahas penerapan teknologi pengenalan wajah dalam sistem absensi, seperti *Integrated Face Detection and Recognition System* (IFDRS) yang dikembangkan oleh Mumtaz et al., yang secara khusus menggunakan YOLOv8 untuk deteksi wajah [7]. Selain itu, Saranya et al. mengusulkan solusi pemantauan absensi

cerdas yang memanfaatkan YOLOv8 dan *deep learning* untuk melacak kehadiran serta tingkat perhatian mahasiswa selama perkuliahan melalui analisis wajah secara otomatis. Kedua penelitian tersebut menunjukkan pemanfaatan *computer vision* dalam konteks absensi akademik dengan hasil yang menjanjikan. Namun demikian, evaluasi lebih lanjut masih diperlukan untuk menilai tingkat akurasi dan kecepatan pemrosesan dari sistem-sistem tersebut.

Topik dan Batasannya

Berdasarkan permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini, fokus utama kajian diarahkan pada pengembangan dan evaluasi sistem absensi berbasis pengenalan wajah secara real-time menggunakan pendekatan *deep learning*. Permasalahan yang dikaji mencakup bagaimana mengintegrasikan algoritma YOLOv8 sebagai metode deteksi wajah dan FaceNet sebagai metode ekstraksi ciri serta pengenalan wajah, sehingga sistem mampu bekerja secara otomatis dengan tingkat akurasi dan kecepatan pemrosesan yang memadai.

Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan mengembangkan sistem absensi berbasis pengenalan wajah secara real-time yang memanfaatkan algoritma YOLOv8 dan FaceNet. Penelitian ini diawali dengan pengumpulan data dan studi literatur, dilanjutkan dengan tahap prapemrosesan data untuk menyiapkan dataset *Labelled Faces in the Wild* (LFW) agar sesuai digunakan. Selanjutnya, dua metode diimplementasikan, yaitu YOLOv8-FaceNet dan Dlib-ResNet, yang masing-masing digunakan untuk mendeteksi dan mengenali wajah. Kinerja sistem kemudian dievaluasi berdasarkan tingkat akurasi dan kecepatan pemrosesan, guna memberikan gambaran mengenai penerapannya dalam skenario dunia nyata.

Sepanjang pengetahuan kami, belum terdapat penelitian yang mengevaluasi kinerja sistem absensi berbasis pengenalan wajah secara *real-time* yang mengombinasikan YOLOv8 dan algoritma FaceNet. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Usulan metode IFDRS baru, yaitu YOLOv8+FaceNet, yang memiliki tingkat akurasi lebih tinggi dibandingkan metode state-of-the-art.
2. Pengembangan metode IFDRS dengan akurasi optimal untuk sistem absensi berbasis pengenalan wajah.
3. Penentuan ambang batas (threshold) optimal untuk FaceNet menggunakan pendekatan *equal error rate* (EER).

Struktur penulisan makalah ini disusun secara sistematis sebagai berikut: Bagian II menyajikan penelitian-penelitian terkait yang menjadi pembanding dalam penelitian ini. Bagian III menjelaskan tahapan penelitian beserta konfigurasi yang digunakan. Bagian IV memaparkan hasil pengujian dan pembahasan. Terakhir, Bagian V menyimpulkan penelitian dengan menjawab tujuan yang telah ditetapkan.

2. Studi Terkait

TABEL 1
Penelitian Terkait pada Sistem Absensi Berbasis Pengenalan Wajah

CITE	IFDRS	YOLO	YOLOv8	FaceNet	Attendance System
[11]	✓	✓	✗	✓	✗
[12]	✓	✓	✗	✓	✗
[13]	✗	✗	✓	✗	✓
[14]	✗	✗	✓	✗	✓
[15]	✓	✗	✗	✓	✓
[16]	✓	✗	✗	✓	✓
Proposed Method	✓	✓	✓	✓	✓

Beberapa penelitian kami sebelumnya telah membahas perkembangan smart classroom, termasuk sistem absensi. Pada penelitian terdahulu, kami mengusulkan sebuah sistem absensi yang bertujuan untuk mencegah kecurangan dengan menggunakan kartu RFID [8]. Solusi yang diusulkan adalah penerapan skema Shamir's secret sharing, di mana proses tap kartu mahasiswa harus diverifikasi oleh dosen. Selain itu, kami juga telah melakukan beberapa penelitian terkait *dynamic device pairing* untuk perangkat *Internet of Things* (IoT) dalam lingkungan *smart classroom* [9]. Pendekatan ini bertujuan untuk menjaga kenyamanan pengguna, karena tanpa mekanisme *dynamic device pairing*, pengguna tingkat awal akan mengalami kesulitan dalam menggunakan perangkat elektronik di dalam smart classroom [10]. Ringkasan kesenjangan penelitian dari studi-studi sebelumnya mengenai sistem absensi berbasis pengenalan wajah ditunjukkan pada Tabel I.

Beberapa penelitian telah mengombinasikan YOLO dan FaceNet untuk keperluan *Integrated Face Detection and Recognition System* (IFDRS). Pham et al. [11] menggunakan YOLO sebagai metode deteksi wajah dan FaceNet sebagai metode pengenalan wajah. Namun, penelitian tersebut belum memanfaatkan YOLOv8. Prayogo et al. [12] menggunakan YOLOv5 dan FaceNet untuk proses deteksi dan pengenalan wajah, dengan studi kasus yang berfokus pada sistem autentikasi pada sistem pemerintahan berbasis elektronik. Hal ini membuka peluang untuk pengembangan sistem absensi dengan memanfaatkan YOLOv8 dan FaceNet.

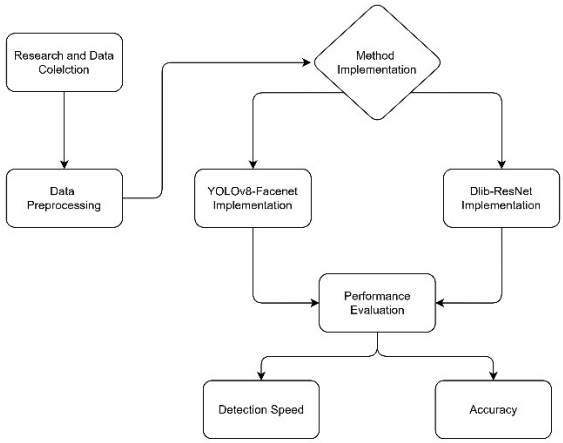
Beberapa penelitian juga telah menerapkan YOLOv8 dalam sistem absensi. Hasaraddi et al. [13] menerapkan YOLOv8 untuk menilai kehadiran siswa di sekolah, dengan tingkat akurasi sebesar 0,95 yang diperoleh dari data pelatihan yang terdiri dari 50 siswa. Sementara itu, Lam et al. [14] menggunakan YOLOv8 tidak hanya untuk mendeteksi kehadiran siswa, tetapi juga untuk mendeteksi atribut lain seperti kemeja, celana, dan kartu identitas. Sistem tersebut digunakan untuk memeriksa kesesuaian atribut berpakaian siswa.

Selain itu, beberapa penelitian telah memanfaatkan FaceNet dalam sistem absensi berbasis pengenalan wajah. Pham et al. [15] menggunakan FaceNet bersama *multi-task cascaded convolutional neural network* (MTCNN) sebagai metode deteksi wajah dan FaceNet sebagai metode pengenalan wajah untuk absensi mahasiswa. Penelitian tersebut memperoleh hasil yang memuaskan pada kondisi pencahayaan normal dengan tingkat kegagalan yang rendah. Kuang et al. [16] menggunakan *Haar-cascade* untuk deteksi wajah dan FaceNet untuk pengenalan wajah. Namun, penelitian tersebut belum diterapkan pada absensi kelas virtual. Oleh karena itu, masih terdapat peluang penelitian untuk mengembangkan sistem absensi berbasis pengenalan wajah dengan mengombinasikan YOLOv8 dan FaceNet.

3. Sistem yang Dibangun

Penelitian ini dikembangkan melalui suatu alur kerja yang diawali dengan pengumpulan data dan studi literatur, kemudian dilanjutkan dengan tahap prapemrosesan data untuk menyiapkan dataset *Labelled Faces in the Wild*

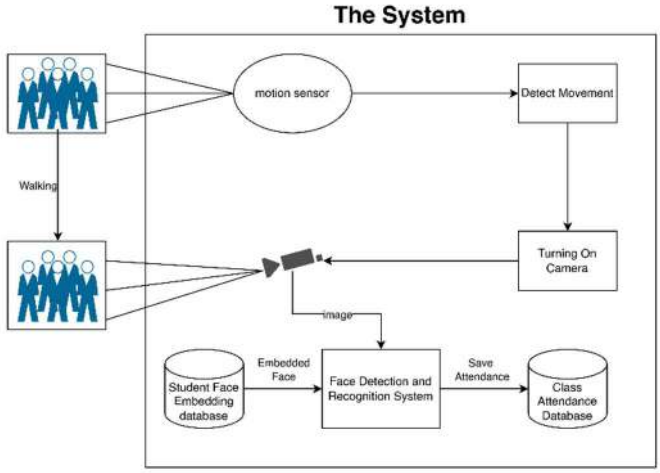
(LFW) agar sesuai untuk digunakan. Selanjutnya, dua metode diimplementasikan, yaitu YOLOv8–FaceNet dan Dlib–ResNet, yang masing-masing digunakan untuk melakukan deteksi dan pengenalan wajah. Setelah tahap implementasi, kinerja kedua metode tersebut dievaluasi. Evaluasi mencakup kecepatan pemrosesan dan akurasi pengenalan, yang ditentukan berdasarkan hasil pengujian pasangan wajah (*face pair testing*). Tujuan utama dari penelitian ini adalah membandingkan kedua pendekatan tersebut serta menilai efektivitasnya dalam sistem absensi berbasis pengenalan wajah secara real-time. Alur penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1.



GAMBAR 1
Alur penelitian absensi menggunakan pengenalan wajah

3.1 IFDRS untuk Sistem Absensi

Kerangka evaluasi pengenalan wajah yang diusulkan untuk sistem absensi terdiri dari dua tahap utama, yaitu kalibrasi ambang batas (*threshold calibration*) dan evaluasi pasangan wajah (*face pair evaluation*). Alur ini diimplementasikan pada dua konfigurasi sistem, yaitu YOLOv8+FaceNet dan Dlib–ResNet, dengan menggunakan dataset LFW [17]. Pada sistem ini, YOLOv8 digunakan sebagai metode deteksi wajah untuk menghasilkan *bounding box*, sedangkan FaceNet dan Dlib–ResNet digunakan sebagai metode pengenalan wajah melalui ekstraksi *embedding* identitas.



GAMBAR 2
Alur penelitian absensi menggunakan pengenalan wajah

Dalam implementasi IFDRS, sistem absensi umumnya mengombinasikan teknik deteksi dan pengenalan wajah. Sebagai contoh, YOLOv8 digunakan untuk mendeteksi wajah pada setiap *frame* video, kemudian FaceNet atau Dlib–ResNet menghitung *embedding* untuk setiap wajah yang terdeteksi. Pada alur seperti ini, kecepatan deteksi wajah secara langsung memengaruhi *throughput* keseluruhan sistem, sementara akurasi model pengenalan wajah memengaruhi ketepatan identifikasi akhir. Arsitektur sistem absensi berbasis pengenalan wajah yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 2.

3.2 YOLOv8+FaceNet untuk IFDRS

YOLOv8 merupakan versi kedelapan dari algoritma deteksi objek YOLO yang mengadopsi kepala deteksi tanpa *anchor* (*anchor-less detection head*) serta pemisahan cabang klasifikasi dan regresi untuk meningkatkan akurasi lokalisasi [18]. Arsitektur *anchor-less* pada YOLOv8 meningkatkan fleksibilitas model dalam menangani berbagai kondisi pencahayaan. Model ini dirancang untuk mencapai kinerja tinggi dengan tetap mempertahankan kemampuan inferensi secara *real-time*, khususnya pada lingkungan dengan keterbatasan sumber daya. Dalam konteks sistem pengenalan wajah, YOLOv8 berperan sebagai metode deteksi wajah yang efisien dan akurat pada berbagai kondisi pencahayaan, oklusi, dan latar belakang.

Model YOLOv8n yang dimodifikasi dalam penelitian ini mengintegrasikan modul *Large Kernel Attention* (LKA) dan *Bi-directional Feature Pyramid Network* (BiFPN), sehingga meningkatkan sensitivitas model terhadap objek berukuran kecil pada skenario visual yang padat. Modul LKA berfungsi untuk menangkap dependensi spasial berskala besar dengan menggunakan *depthwise convolution* dengan ukuran kernel tertentu (dinyatakan sebagai *k*). Formula LKA dinyatakan sebagai berikut:

$$\mathrm{LKA}(x) = \mathrm{Conv}_{d=21}(x) + \mathrm{Conv}_{d=5}(\mathrm{Conv}_{d=7}(x)) \quad (1)$$

dengan Conv_d merupakan operasi *depthwise convolution* dengan ukuran kernel d, dan x adalah peta fitur masukan.

BiFPN merupakan metode fusi fitur multi-skala dalam *deep learning dan computer vision* yang memiliki overhead komputasi rendah, sehingga meningkatkan efisiensi proses deteksi citra [19]. Formula keluaran peta fitur P_i dari BiFPN, dengan I sebagai jumlah level fitur dan J sebagai jumlah masukan, dinyatakan sebagai berikut:

$$P_i = \frac{\sum_j w_j \cdot P_j}{\sum_j w_j + \epsilon}, i \in I, j \in J \quad (2)$$

di mana Pj merupakan fitur masukan, wj adalah bobot skalar, dan ϵ merupakan konstanta untuk mencegah pembagian dengan nol.

Dalam penelitian ini, YOLOv8 digunakan untuk memperoleh bounding box wajah dari citra yang ditangkap kamera, sehingga dapat mengurangi kebutuhan pemrosesan sebelum tahap pengenalan wajah dilakukan. YOLOv8 dijalankan terlebih dahulu sebelum proses pengenalan wajah dimulai, yang menghasilkan kebutuhan komputasi yang lebih rendah. Kompleksitas yang rendah serta *throughput frame per second* (FPS) yang tinggi menjadikan YOLOv8 sebagai pilihan yang menjanjikan untuk pemantauan absensi kelas secara *real-time* ketika diintegrasikan dengan algoritma pengenalan wajah yang efisien seperti FaceNet atau Dlib-ResNet [20].

FaceNet merupakan jaringan saraf konvolusional (CNN) yang memetakan citra wajah ke dalam ruang fitur berdimensi 128 menggunakan fungsi triplet loss [21]. Dalam sistem praktis, FaceNet umumnya dipasangkan dengan pendeteksi wajah (misalnya MTCNN) untuk melakukan pemotongan dan penyelarasan wajah sebelum proses embedding. Fungsi *triplet loss* pada FaceNet

mengatur bagaimana model memetakan wajah ke dalam ruang fitur turunan. Persamaan fungsi *triplet loss* (L) dinyatakan sebagai berikut:

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^{N} [||f\{x_i^a\} - f\{x_i^p\}||_2^2 || - f\{x_i^a\} - f\{x_i^n\}||_2^2 + \alpha]_+ \quad (3)$$

dengan f(x) merupakan fungsi keluaran FaceNet, xai adalah citra anchor, xpi adalah citra positif, xni adalah citra negatif, α merupakan parameter margin untuk meningkatkan separasi, dan $[z]^+$ adalah fungsi max(z, 0) yang digunakan untuk menghilangkan pelanggaran.

Pada penelitian ini, kinerja YOLOv8+FaceNet sebagai IFDRS dibandingkan dengan metode Dlib+ResNet. Dlib+ResNet mengacu pada penggunaan ResNet-34 yang diimplementasikan dalam pustaka Dlib untuk menghasilkan embedding wajah berdimensi 128 yang dapat digunakan untuk pengenalan wajah [22]. Modul pengenalan wajah pada Dlib dibangun berdasarkan varian ResNet-34 yang terdiri atas jaringan CNN 34 lapis dengan *residual block* serta *global average pooling* untuk menghasilkan vektor embedding berdimensi 128 [23]. Vektor 128 dimensi ini berfungsi sebagai "sidik jari wajah" yang digunakan untuk proses pencocokan berdasarkan jarak Euclidean. Model ResNet-34 pada Dlib telah di-fine-tune menggunakan jutaan data wajah, seperti CASIA-WebFace, sehingga embedding yang dihasilkan terkelompok berdasarkan identitas [23].

3.3 Kalibrasi Ambang Batas dan Metrik Pengujian

Sebelum dilakukan evaluasi performa, proses kalibrasi ambang batas dilakukan untuk menentukan nilai threshold terbaik dalam membedakan pasangan wajah yang cocok dan tidak cocok. Proses ini menganalisis distribusi nilai kemiripan (*cosine similarity*), kemudian memvisualisasikan kurva *False Acceptance Rate* (FAR) dan *False Rejection Rate* (FRR) terhadap berbagai nilai threshold. Titik perpotongan antara FAR dan FRR disebut sebagai *Equal Error Rate* (EER), dan nilai *threshold* pada titik ini digunakan dalam evaluasi akhir.

Penelitian ini mengusulkan algoritma perhitungan EER sebagaimana ditunjukkan pada Algoritma 1. Algoritma ini menggunakan nilai kemiripan dari pasangan wajah cocok dan tidak cocok. Pada setiap nilai *threshold* T, sistem menghitung jumlah *false accept* (FA) dan *false reject* (FR). Penentuan FA didasarkan pada deteksi salah terhadap pasangan tidak cocok, sedangkan FR ditentukan berdasarkan kegagalan deteksi pada pasangan cocok. Nilai threshold optimal diperoleh pada titik di mana selisih antara FAR dan FRR paling kecil. Selanjutnya, nilai EER ditentukan berdasarkan rata-rata FAR dan FRR pada threshold tersebut.

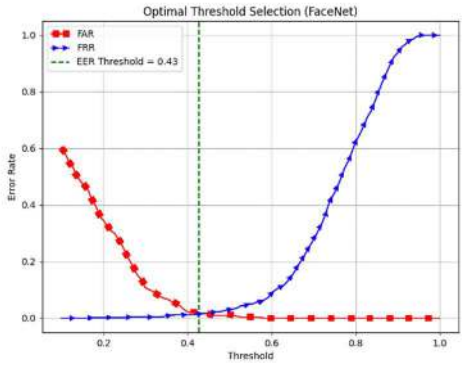
EER digunakan untuk mengoptimalkan nilai *threshold* pada sistem pengenalan wajah. Nilai EER merupakan titik perpotongan antara kurva FAR dan FRR [24]. Kurva FAR umumnya menurun secara bertahap seiring dengan peningkatan *threshold*, sedangkan kurva FRR meningkat seiring dengan meningkatnya threshold. Pendekatan ini sangat penting dalam sistem autentikasi berbasis biometrik karena menggambarkan kemampuan sistem dalam membedakan antara kecocokan yang sah dan upaya penyamaran. Selain itu, bentuk kurva di sekitar titik EER juga dapat menunjukkan tingkat kestabilan threshold, di mana kemiringan kurva mencerminkan tingkat ketahanan sistem terhadap perubahan *threshold*.

4. Evaluasi

4.1 Hasil Pengujian

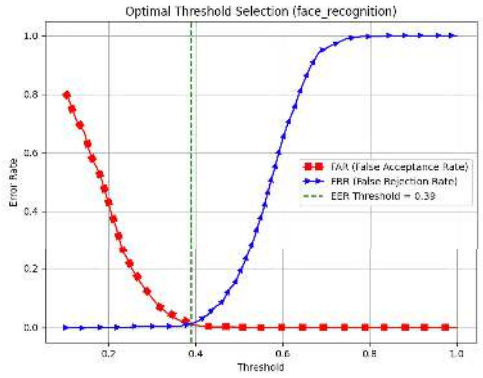
Sebelum dilakukan evaluasi, sebanyak 500 pasangan wajah cocok (matched pairs) dan 500 pasangan wajah tidak cocok (mismatched pairs) dari dataset Labeled Faces in the Wild (LFW) dipersiapkan. Pada tahap prapemrosesan, seluruh citra diproses melalui deteksi wajah menggunakan YOLOv8 dan ekstraksi embedding menggunakan FaceNet. Prosedur pengujian terdiri atas dua tahapan utama sebagaimana dijelaskan pada alur sistem yang diusulkan. Tahap pertama adalah kalibrasi ambang batas (threshold calibration), di mana nilai *threshold* optimal ditentukan berdasarkan distribusi nilai kemiripan untuk menyeimbangkan tingkat *false acceptance* dan *false rejection*. Tahap kedua adalah evaluasi performa sistem pengenalan wajah yang mencakup akurasi, metrik kesalahan, serta waktu pemrosesan. Konfigurasi model yang diuji dalam penelitian ini adalah YOLOv8+FaceNet dan Dlib-ResNet. Seluruh pengujian dilakukan menggunakan dataset LFW yang terdiri atas pasangan identitas cocok dan tidak cocok.

Sistem pengenalan wajah dievaluasi menggunakan 1.000 pasangan citra dengan threshold yang telah dikalibrasi, yang terdiri atas 500 pasangan cocok dan 500 pasangan tidak cocok. Proses kalibrasi threshold juga bertujuan untuk mengidentifikasi titik di mana nilai *False Acceptance Rate* (FAR) dan *False Rejection Rate* (FRR) bernilai sama, yang dikenal sebagai *Equal Error Rate* (EER). Dengan demikian, threshold yang digunakan mampu menyeimbangkan antara penerimaan pengguna yang sah dan penolakan terhadap penyusup.



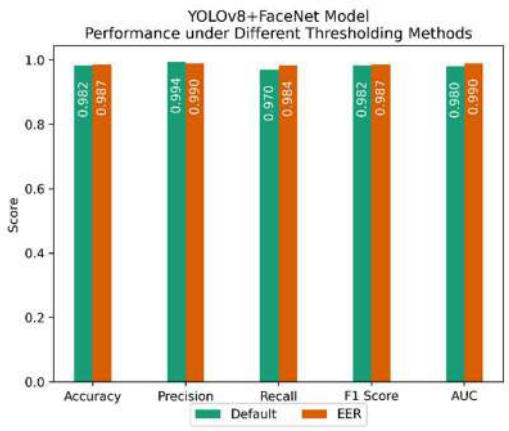
GAMBAR 3
Ambang Batas Optimal FaceNet

Pengujian pertama difokuskan pada optimasi threshold pengenalan wajah pada FaceNet menggunakan pendekatan EER. Berdasarkan Gambar 3, threshold optimal untuk konfigurasi YOLOv8+FaceNet diperoleh pada nilai 0,4273 dengan EER sebesar 0,0130. Stabilitas nilai EER menunjukkan tingkat robustitas yang baik, karena variasi kecil pada threshold tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap kinerja pengenalan. Pada nilai FAR sebesar 0,01, threshold yang diperoleh adalah 0,4273 dengan FRR sebesar 0,012. Hal ini menunjukkan bahwa sistem autentikasi ini dapat diterapkan pada sistem absensi mahasiswa, karena sistem absensi membutuhkan nilai FAR yang rendah dengan toleransi FRR yang relatif tinggi.



GAMBAR 4
Ambang Batas Optimal Dlib-ResNet

Pengujian selanjutnya dilakukan untuk mengoptimalkan *threshold* pada metode Dlib-ResNet. Gambar 4 menunjukkan kurva EER untuk Dlib-ResNet. Pada metode ini, *threshold* optimal diperoleh pada nilai 0,3909 dengan EER sebesar 0,0100. Perubahan nilai EER pada model Dlib-ResNet terlihat lebih besar dibandingkan dengan YOLOv8+FaceNet, yang mengindikasikan bahwa model ini kurang robust, atau dengan kata lain, perubahan kecil pada *threshold* dapat memberikan dampak yang lebih signifikan terhadap kinerja pengenalan wajah. Pada nilai FAR sebesar 0,01, *threshold* yang diperoleh adalah 0,3909 dengan FRR sebesar 0,016. Kondisi ini menjadikan metode Dlib-ResNet kurang sesuai untuk sistem absensi mahasiswa dibandingkan dengan YOLOv8+FaceNet, karena menghasilkan nilai FAR dan FRR yang lebih tinggi.



GAMBAR 5
Ambang Batas Optimal Dlib-ResNet

Selanjutnya, dilakukan perbandingan kinerja model menggunakan metode pencarian threshold berbasis EER dengan threshold bawaan (default) sebesar 0,5. Gambar 5 menunjukkan perbandingan lima metrik performa pengenalan wajah, yaitu akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan *area under the curve* (AUC). Hasil pengujian menunjukkan bahwa optimasi threshold berbasis EER mampu meningkatkan nilai akurasi dan recall. Penurunan hanya terjadi pada nilai presisi, yang mengindikasikan bahwa threshold ini lebih toleran terhadap impostor. Namun demikian, nilai *F1-score* menunjukkan bahwa kinerja keseluruhan pada threshold optimal tetap lebih baik. Nilai AUC yang lebih tinggi juga menunjukkan bahwa threshold ini memiliki keseimbangan yang lebih baik antara *true positive rate* (TPR) dan *false positive rate* (FPR).

4.2 Diskusi Pengujian

Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai EER untuk metode YOLOv8+FaceNet adalah sebesar 0,013, sedangkan untuk metode Dlib-ResNet adalah sebesar 0,010. Rahman et al. menyatakan bahwa nilai EER dalam rentang tersebut tergolong rendah. Selain itu, hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa nilai EER relatif stabil terhadap perubahan threshold yang kecil, yang mengindikasikan bahwa model yang digunakan cukup andal untuk lingkungan dengan kondisi pencahayaan yang bervariasi, karena perubahan *threshold* pada rentang EER rendah tidak menyebabkan perubahan signifikan pada nilai FAR dan FRR.

Dixit et al. [25] mengusulkan sistem absensi berbasis pengenalan wajah dengan menggunakan metode Dlib-ResNet. Namun demikian, aspek akurasi dari metode tersebut masih dapat ditingkatkan. Di sisi lain, Sunitha et al. [26] menyatakan bahwa metode YOLOv8 memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan model lain karena proses single-pass yang meningkatkan kecepatan deteksi dan pemrosesan.

Kontribusi penelitian ini terdiri atas dua hal utama. Pertama, penelitian ini mengusulkan metode IFDRS baru, yaitu YOLOv8+FaceNet, yang mampu mencapai tingkat akurasi lebih tinggi dibandingkan metode *state-of-the-art*. Kedua, penelitian ini mengusulkan metode IFDRS dengan akurasi optimal untuk sistem absensi berbasis pengenalan wajah.

Beberapa penelitian sebelumnya telah memanfaatkan EER untuk menentukan threshold optimal pada sistem pengenalan wajah. Bae et al. [27] menemukan bahwa ekspresi wajah berpengaruh terhadap nilai EER, di mana wajah dengan ekspresi normal memiliki EER sebesar 0,065%, sedangkan wajah dengan ekspresi menunjukkan EER sebesar 1,13%. Di sisi lain, Chou et al. [28] menyatakan bahwa penggunaan threshold tetap pada FaceNet disebabkan oleh sensitivitas metode tersebut terhadap kondisi lingkungan, seperti tingkat pencahayaan. Hingga saat ini, belum terdapat penelitian yang menggunakan EER untuk menentukan threshold optimal pada FaceNet. Berdasarkan analisis yang dilakukan dalam penelitian ini, threshold optimal untuk FaceNet diperoleh pada nilai sekitar 0,43 dengan nilai EER sebesar 0,013. Dengan demikian, kontribusi utama penelitian ini adalah penyediaan metode penentuan *threshold* optimal untuk FaceNet menggunakan pendekatan EER.

5. Kesimpulan

Penelitian ini mengusulkan dan mengevaluasi sistem absensi berbasis pengenalan wajah secara real-time dengan membandingkan dua konfigurasi model, yaitu YOLOv8+FaceNet dan Dlib-ResNet. Pengujian sistem dilakukan menggunakan dataset *Labelled Faces in the Wild* (LFW) dengan pendekatan evaluasi berbasis pasangan wajah cocok dan tidak cocok. Dua tahapan utama dalam pengujian meliputi kalibrasi ambang batas berdasarkan *Equal Error Rate* (EER) serta evaluasi performa sistem berdasarkan akurasi, tingkat kesalahan pengenalan, dan waktu pemrosesan.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model YOLOv8+FaceNet memiliki nilai EER sebesar 0,013 dengan nilai *False Acceptance Rate* (FAR) sebesar 0,010 dan *False Rejection Rate* (FRR) sebesar 0,016 pada threshold 0,4273. Sementara itu, model Dlib-ResNet memiliki nilai EER sebesar 0,010 dengan FAR sebesar 0,008 dan FRR sebesar 0,012 pada *threshold* optimal 0,3909. Dari hasil pengujian akurasi, model YOLOv8+FaceNet mencapai akurasi yang sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan Dlib-ResNet, yaitu sebesar 98,7% berbanding 98,6%.

Sebagai pengembangan selanjutnya, penelitian mendatang

disarankan untuk melakukan evaluasi lebih lanjut terhadap kecepatan inferensi pada masing-masing model, menguji tingkat ketahanan sistem pada kondisi yang menantang seperti bayangan, oklusi, dan variasi pencahayaan, serta mengkaji kelayakan implementasi sistem pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya. Selain itu, penelitian di masa depan juga dapat mengeksplorasi arsitektur sistem absensi yang memperhatikan aspek privasi, sehingga dapat menyeimbangkan antara kinerja pengenalan wajah dan perlindungan data pengguna.

REFERENSI

[1] A. Mufron and Z. Wei, "Applying biometric technology in school attendance and security management," *Al-Hijr: Journal of Adulearn World*, vol. 3, no. 2, 2024.

[2] Z. Yernazarov, "Development of a contemporary access control system using face recognition," *Journal of Problems in Computer Science and Information Technologies*, vol. 1, no. 3, 2023.

[3] M. M. Hidayat, A. A. Mubarrok, B. P. B. Utomo, and M. I. Zacharia, "Online presence system design based on data granted validity," *Journal of Information Systems, Digitization and Business*, vol. 1, no. 1, pp. 8–14, 2022.

[4] P. Shrivastav, A. Singh, A. Sharma, C. Gupta, L. Banda, and K. Jain, "A systematic review and research perspective on attendance management system," 2024.

[5] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," *arXiv preprint*, 2015.

[6] F. Schroff, D. Kalenichenko, and J. Philbin, "FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Boston, MA, USA, 2015, pp. 815–823.

[7] G. F. Mumtaz, J. Zeniarja, A. Luthfiarta, and A. N. I. Muttaqin, "Optimizing face recognition and emotion detection in student identification using FaceNet and YOLOv8 models," *INFORM: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 10, no. 1, pp. 34–44, 2025.

[8] A. G. Putrada and M. Abdurohman, "Increasing the security of RFID-based classroom attendance system with Shamir secret share," *International Journal on Information and Communication Technology (IJoICT)*, vol. 6, no. 1, pp. 10–22, 2020.

[9] A. G. Putrada and N. G. Ramadhan, "A proposed hidden Markov model method for dynamic device pairing on Internet of Things end devices," *Journal of ICT Research and Applications*, vol. 14, no. 3, 2021.

[10] H. Bagaskara, A. G. Putrada, and E. Ariyanto, "Proximity and dynamic device pairing based authentication for IoT end devices with decision tree method," in *Proc. 6th Int. Conf. Interactive Digital Media (ICIDM)*, 2020, pp. 1–5.

[11] N. G. Pham, N. L. Bui, Q. H. Tran, L. T. H. Tong, and H. N. Tran, "An effective approach to face recognition with artificial intelligence and the Internet of Things using NVIDIA Jetson Nano," *Dalat University Journal of Science*, pp. 39–64, 2024.

[12] B. P. Prayogo, E. Mulyana, W. Hermawan, *et al.*, "A novel approach for face recognition: YOLO-based face detection and FaceNet," in *Proc. 9th Int. Conf. Wireless and Telematics (ICWT)*, 2023, pp. 1–6.

[13] K. P. Hasaraddi, G. Thambkar, A. P. Bidargaddi, A. P. Patil, and G. Betageri, "YOLOv8-enhanced facial recognition for one-shot learning attendance system," in *Proc. 5th Int. Conf. Emerging Technology (INCET)*, 2024, pp. 1–7.

[14] K. N. Lam, T. T. La, K. D. Nguyen, M. M. Le, V. T. Truong, and A. Ware, "Monitoring attendance and checking school uniforms using YOLOv8," in *Proc. Int. Conf. Intelligent Systems and Data Science*, 2023, pp. 200–207.

[15] T.-N. Pham, N.-P. Nguyen, N.-M.-Q. Dinh, and T. Le, "Tracking student attendance in virtual classes based on MTCNN and FaceNet," in *Proc. Asian Conf. Intelligent Information and Database Systems*, 2022, pp. 382–394.

[16] W. Kuang and A. Baul, "A real-time attendance system using deep-learning face recognition," in *Proc. ASEE Virtual Annual Conf.*, Jun. 2020.

[17] G. B. Huang, M. Mattar, T. Berg, and E. Learned-Miller, "Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments," in *Workshop on Faces in Real-Life Images: Detection, Alignment, and Recognition*, 2008.

[18] W. Xu, H. Li, G. Li, Y. Ji, J. Xu, and Z. Zang, "Improved YOLOv8n-based bridge crack detection algorithm under complex background conditions," *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, pp. 1–18, 2025.

[19] T. Li, Y. Zhang, Q. Li, and T. Zhang, "AB-DLM: An improved deep learning model based on attention mechanism and BiFPN for driver distraction behavior detection," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 83138–83151, 2022.

[20] L. Han, X. Ma, M. Dai, and L. Bai, "A WAD-YOLOv8-based method for classroom student behavior detection," *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, pp. 1–15, 2025.

[21] M. M. I. Al-Ghiffary, N. R. D. Cahyo, E. H. Rachmawanto, C. Irawan, and N. Hendriyanto, "Adaptive deep learning based on FaceNet convolutional neural network for facial expression recognition," *Journal of Soft Computing Exploration*, vol. 5, no. 3, pp. 271–280, 2024.

[22] M. Xu, D. Chen, and G. Zhou, "Real-time face recognition based on Dlib," in *Innovative Computing (IC 2020)*, 2020, pp. 1451–1459.

[23] Y. Yang and F. Fan, "Ancient thangka Buddha face recognition based on the Dlib machine learning library and comparison with secular aesthetics," *Heritage Science*, vol. 11, no. 1, pp. 1–16, 2023.

[24] L. Zhang, X. Wang, E. Cooper, N. Evans, and J. Yamagishi, "Range-based equal error rate for spoof localization," *arXiv preprint arXiv:2305.17739*, 2023.

[25] H. V. Dixit, A. Saxena, D. S. Sharma, *et al.*, "Face recognition-based attendance system," 2024.

[26] G. Sunitha, V. S. Priya, V. S. Kumar, G. G. Priya, and T. N. Kumar, "Road object detection using YOLOv8," in *Proc. 5th Int. Conf. Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, 2024, pp. 847–853.

[27] M. Bae, A. Razdan, and G. E. Farin, "Automated 3D face authentication and recognition," in *Proc. IEEE Conf. Advanced Video and Signal-Based Surveillance*, 2007, pp. 45–50.

[28] H.-R. Chou, J.-H. Lee, Y.-M. Chan, and C.-S. Chen, "Data-specific adaptive threshold for face recognition and authentication," in *Proc. IEEE Conf. Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR)*, 2019, pp. 153–156.