



Department of Digital Business

**Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)**

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 4 (2025) pp: 2111-2118

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

---

## Sistem Absensi Berbasis Face Recognition dengan Model Inception-Resnet

Fadel Najmi Adliansyah, Holilah, Nanang Krisdianto

Prodi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa

[fadelnajmiadliansyah@gmail.com](mailto:fadelnajmiadliansyah@gmail.com), [holilah@untirta.ac.id](mailto:holilah@untirta.ac.id), [krisdianto@untirta.ac.id](mailto:krisdianto@untirta.ac.id)

### Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem absensi otomatis berbasis pengenalan wajah yang andal, akurat, dan aman untuk digunakan dalam lingkungan pendidikan maupun organisasi. Proses pengembangan dilakukan menggunakan metode Waterfall, dimulai dari analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, hingga tahap pengujian. Sistem dirancang dengan memanfaatkan arsitektur jaringan Inception-ResNet yang dikenal memiliki performa tinggi dalam ekstraksi fitur wajah. Model dilatih menggunakan dataset VGGFace2, yang memiliki keragaman tinggi sehingga mampu meningkatkan kemampuan generalisasi sistem. Pelatihan dilakukan selama 8 epoch dan menunjukkan peningkatan akurasi signifikan, yakni dari 56% pada awal pelatihan menjadi 98% pada akhir pelatihan, disertai penurunan nilai loss dari 1,9599 menjadi 0,0730. Evaluasi lebih lanjut menggunakan dataset Labeled Faces in the Wild (LFW) menghasilkan akurasi 96,13%, sementara akurasi validasi mencapai 93,51%. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki ketahanan yang baik terhadap variasi pencahayaan, ekspresi wajah, serta sudut pengambilan gambar. Demi meningkatkan keamanan, sistem ditambahkan modul anti-spoofing berbasis Silent Face Anti-Spoofing untuk mendeteksi upaya manipulasi seperti penggunaan foto atau rekaman video. Implementasi antarmuka dilakukan menggunakan Streamlit sehingga memungkinkan proses absensi secara real-time melalui perangkat berkamera. Hasil penelitian mengindikasikan bahwa sistem absensi yang dikembangkan tidak hanya efektif dan akurat, tetapi juga aman digunakan, serta memiliki potensi untuk dikembangkan menjadi layanan cloud yang skalabel di masa mendatang.

*Kata kunci:* Anti-Spoofing, Inception-Resnet, Pengenalan Wajah, VGGFace2

### 1. Latar Belakang

Dalam era transformasi digital, kebutuhan akan sistem identifikasi yang cepat, akurat, dan aman semakin meningkat. Salah satu teknologi yang menonjol adalah pengenalan wajah (face recognition), yang kini banyak diterapkan pada sektor keamanan, perbankan, kesehatan, dan pemerintahan. Teknologi ini memanfaatkan kecerdasan buatan (AI) dan pembelajaran mesin (machine learning) untuk mengidentifikasi individu berdasarkan fitur wajah, sehingga memungkinkan autentikasi otomatis yang efisien dan aman. Pertumbuhan pasar global teknologi pengenalan wajah menunjukkan tren positif, dengan nilai yang diperkirakan meningkat dari USD 6,3 miliar pada 2023 menjadi USD 13,4 miliar pada 2028, didorong oleh kebutuhan sistem keamanan canggih dan adopsi solusi tanpa kontak pascapandemi. Salah satu penerapan populer teknologi ini adalah sistem absensi berbasis pengenalan wajah, yang menggantikan sistem manual atau sidik jari untuk meminimalkan kontak fisik serta meningkatkan efisiensi pencatatan kehadiran secara real-time.

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk mengembangkan sistem ini. Suhaimin dkk. menggabungkan deteksi masker dan pengenalan wajah berbasis Eigenfaces dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH) untuk menjaga keakuratan saat pandemi. Alon menggunakan pendekatan YOLOv3 dengan akurasi pengenalan hingga 94%, meski memiliki keterbatasan dalam penambahan data wajah baru. Sementara itu, Dagade menerapkan kombinasi Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan Deep Convolutional Neural Networks (CNNs) guna meningkatkan akurasi dan efisiensi, namun masih menghadapi kendala ketika wajah tidak menghadap kamera secara langsung. Tantangan utama sistem absensi berbasis pengenalan wajah meliputi ketidakakuratan akibat aksesoris wajah (masker, kacamata), pencahayaan yang buruk, serta aspek keamanan terhadap serangan spoofing. Selain itu, kebutuhan komputasi tinggi untuk pemrosesan real-time menjadi kendala tersendiri.

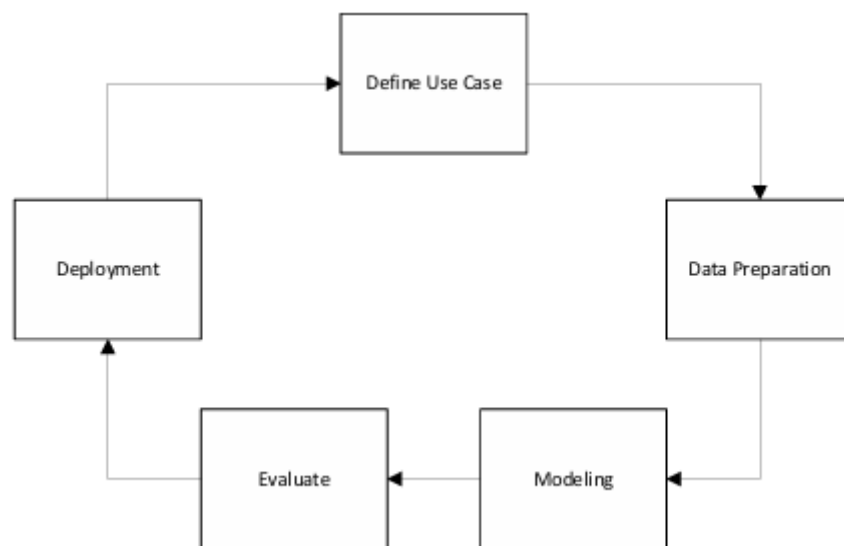
Untuk mengatasi hal tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan model pengenalan wajah menggunakan Inception-ResNet yang di-fine-tune agar lebih akurat pada kondisi pencahayaan beragam. Augmentasi data diterapkan untuk meningkatkan ketahanan model terhadap variasi wajah, sedangkan fitur anti-spoofing berbasis deep learning ditambahkan guna memastikan keamanan autentikasi. Sistem ini diimplementasikan dengan Streamlit, yang menyediakan antarmuka interaktif dan mudah diakses melalui browser tanpa menambah beban komputasi. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat menghasilkan sistem absensi berbasis pengenalan wajah yang lebih akurat, aman, dan fleksibel, serta mendukung percepatan transformasi digital di berbagai sektor.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan dataset publik yang diperoleh dari platform Kaggle, terdiri dari data latih dan data uji untuk pelatihan dan evaluasi model pengenalan wajah. Data latih diambil dari VGGFace2, berisi gambar wajah 480 individu dengan 20–30 foto per orang. Dataset ini memiliki variasi pose, pencahayaan, ekspresi, dan latar belakang yang mendukung kemampuan generalisasi model dalam kondisi nyata. Data uji menggunakan Labeled Faces in the Wild (LFW), yang terdiri dari lebih dari 13.000 gambar wajah dengan label identitas masing-masing. Dataset ini dirancang untuk menguji performa model dalam kondisi variatif, seperti ekspresi berbeda, pencahayaan tidak konsisten, dan sudut pandang beragam, sehingga cocok untuk tugas verifikasi wajah.

### 2.1. Metode Penelitian Model Pengenalan Wajah

Penelitian model menggunakan metodologi *AI Project Cycle* adalah serangkaian tahap terstruktur yang mengarahkan pengembangan solusi kecerdasan buatan mulai dari konsepsi hingga produksi [4].



Gambar 1. AI Project Cycle

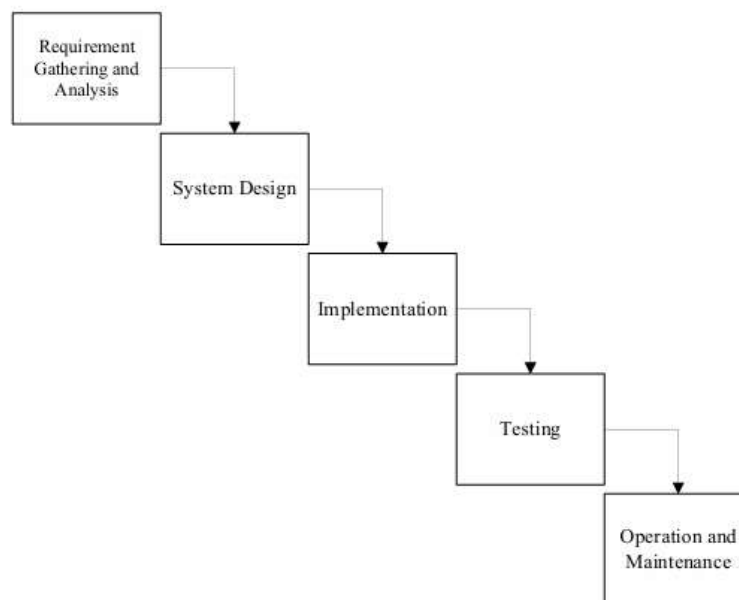
- **Define Use Case** : Tahap Define Use Case merupakan fondasi awal untuk secara menyeluruh mengidentifikasi, merumuskan, dan membongkar masalah akan dipecahkan melalui solusi AI. Pada tahap ini, tim menetapkan tujuan yang ingin dicapai, baik bersifat strategis, taktis, maupun riset, sehingga arah pengembangan menjadi jelas dan terukur [4].
- **Data Preparation** merupakan tahap penting dalam AI Project Cycle yang memastikan data siap digunakan untuk pemodelan. Tahap ini meliputi proses pengumpulan data dari berbagai sumber, termasuk mengunduh dataset yang relevan dari internet atau repositori publik, agar data yang diperoleh sesuai dengan kebutuhan bisnis atau penelitian. Selain itu, dilakukan pra-pemrosesan teknis seperti standarisasi format data, dan pembagian dataset ke dalam subset seperti data latih, validasi, dan uji [4].
- **Modeling** : Modeling dalam AI Project Cycle terdiri atas tiga tahap inti. Pertama, pembangunan model awal dilakukan dengan memilih algoritma yang sesuai berdasarkan taksonomi kemampuan AI seperti prediction, classification, association, atau optimization. Kedua, dilakukan iterasi model dengan meningkatkan kompleksitas algoritma atau memanfaatkan pendekatan transfer learning menggunakan model pre-trained.

Ketiga, dievaluasi metrik primer seperti akurasi dan presisi guna mengukur kinerja model dan memahami trade off antara bias dan varians. Seluruh proses ini dijalankan secara iteratif dengan acuan benchmark yang telah ditetapkan sebelumnya untuk memastikan model yang dihasilkan memenuhi kriteria keberhasilan yang objektif [4].

- Evaluate : Evaluate dalam AI Project Cycle memastikan model AI akurat. Pada tahap ini, dilakukan evaluasi metrik primer untuk mengukur kinerja fungsional model AI menggunakan metrik sederhana seperti akurasi, atau metrik lain seperti False Positive Rate (FPR) dan True Positive Rate (TPR). Evaluasi ini difokuskan hanya untuk melihat sejauh mana model dapat menghasilkan prediksi yang baik sesuai data yang tersedia [4].
- Deployment : Deployment dalam siklus AI Project Cycle mencakup tahap implementasi teknis, yaitu mengintegrasikan model AI ke dalam sistem eksternal agar dapat digunakan secara operasional. Pada tahap ini, tim mempertimbangkan aspek penting seperti skala penerapan (apakah model dijalankan secara real-time atau batch) dan format output yang dihasilkan [4].

## 2.2. Metode Penelitian Model Pengenalan Wajah

Penelitian sistem menerapkan metodologi Waterfall, yaitu pendekatan yang sistematis dan terstruktur dalam pengembangan sistem absensi berbasis pengenalan wajah. Metode ini terdiri dari beberapa tahapan utama yang dilakukan secara berurutan, yaitu:



Gambar 2. Waterfall Model

- Requirement Gathering and Analysis : Operation and Maintenance Fase analisis dan spesifikasi kebutuhan bertujuan untuk memperoleh pemahaman yang jelas mengenai apa saja yang diharapkan dari sistem yang akan dikembangkan. Pada tahap ini, dijabarkan fitur-fitur utama yang harus dimiliki sistem, performa yang diinginkan, serta bagaimana sistem akan berinteraksi dengan komponen atau sistem lainnya. Fokus utamanya adalah menjelaskan apa yang harus dilakukan oleh sistem, bukan bagaimana cara melaksanakannya. Proses ini diawali dengan pengumpulan kebutuhan, yaitu mengidentifikasi informasi terkait fitur dan layanan yang diperlukan. Setelah itu, dilakukan analisis untuk memastikan kebutuhan tersebut sudah lengkap dan tidak saling bertentangan. Hasil analisis kemudian didokumentasikan secara sistematis sebagai acuan bagi proses pengembangan berikutnya. Dengan langkah ini, diharapkan perangkat lunak yang dibuat dapat memenuhi harapan dan kebutuhan pengguna secara tepat [13].
- System Design Fase : Perancangan sistem bertujuan untuk mengubah kebutuhan yang telah dikumpulkan pada tahap sebelumnya menjadi bentuk rancangan yang siap diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman. Pada tahap ini, dibuat gambaran menyeluruh mengenai arsitektur perangkat lunak, yang mencakup desain tingkat tinggi serta desain rinci untuk setiap komponen. Hasil dari tahap ini menjadi pedoman bagi pengembang dalam tahap penulisan kode, sehingga proses implementasi dapat berjalan lebih sesuai dengan kebutuhan yang sudah ditetapkan [13].

- **Implementation** : Pada fase implementasi, rancangan yang telah dibuat sebelumnya mulai diubah menjadi kode program. Proses penulisan kode program biasanya dapat dilakukan dengan lebih lancar apabila rancangan sudah dibuat secara lengkap dan jelas, karena peneliti sudah memiliki acuan yang detail. Setelah kode selesai ditulis, dilakukan pengujian menyeluruh untuk memastikan fungsionalitas setiap bagian. Awalnya, pengujian dilakukan secara terpisah pada modul-modul kecil untuk memastikan bahwa masing-masing bekerja sesuai dengan yang diharapkan. Setelah itu, dilakukan pengujian lanjutan dengan menambahkan kode tambahan guna memeriksa interaksi antar fungsi dan memastikan aliran data atau keluaran sementara berjalan dengan baik [13].
- **Testing** : Pengujian sistem merupakan tahap yang sangat penting karena kualitas akhir perangkat lunak banyak ditentukan oleh seberapa efektif pengujian dilakukan. Hasil pengujian yang baik akan menghasilkan produk yang lebih memuaskan bagi pengguna, mengurangi biaya perawatan, serta memberikan keluaran yang lebih akurat. Pengujian unit berfokus pada memastikan bahwa setiap fungsi atau bagian kecil sistem bekerja dengan baik. Sementara itu, pengujian sistem mencakup beberapa jenis pengujian yang bertujuan untuk memastikan bahwa keseluruhan sistem berjalan sesuai spesifikasi dan kebutuhan yang telah ditetapkan [13].
- **Operation and Maintenance** : Fase operasi dan pemeliharaan dimulai setelah perangkat lunak selesai dikembangkan kemudian digunakan secara langsung. Pemeliharaan merupakan tahap yang sangat penting dalam siklus hidup sistem, karena memastikan sistem tetap berfungsi dengan baik seiring waktu dan dapat menyesuaikan diri dengan kebutuhan atau kondisi baru yang muncul. Kegiatan pemeliharaan dilakukan, baik itu untuk memperbaiki bug, meningkatkan kinerja, maupun menambahkan fitur baru [13].

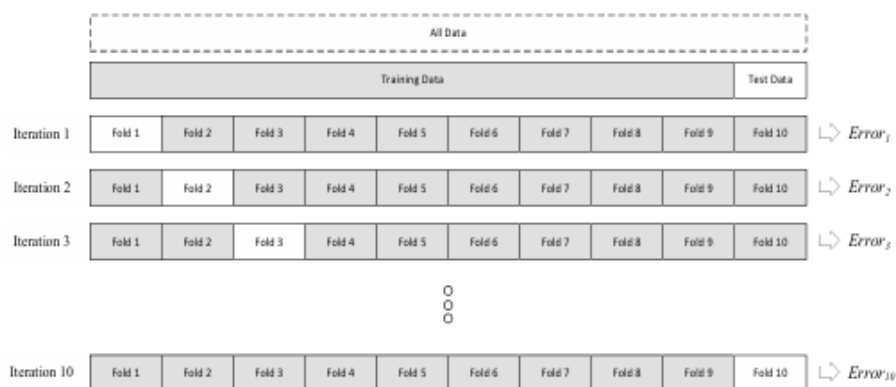
### 3. Hasil dan Diskusi

Dalam penelitian ini digunakan dua dataset dari platform Kaggle, yaitu VGGFace2 untuk pelatihan model dan Labeled Faces in the Wild (LFW) untuk evaluasi. Dataset VGGFace2 berisi gambar wajah 480 individu dengan 20–30 foto per orang, mencakup variasi ekspresi, sudut pandang, usia, dan pencahayaan. Keanekaragaman ini meningkatkan kemampuan model dalam mengenali wajah pada berbagai kondisi, sekaligus tetap efisien untuk dijalankan pada perangkat dengan sumber daya komputasi terbatas. Untuk pengujian, digunakan dataset LFW yang terdiri dari lebih dari 13.000 gambar wajah dengan kondisi nyata yang beragam. Evaluasi dilakukan menggunakan konsep pairs, yaitu pasangan gambar wajah yang dibagi menjadi positive pairs (orang yang sama) dan negative pairs (orang berbeda). Model diuji untuk menentukan apakah dua gambar dalam satu pasangan menunjukkan individu yang sama. Dataset LFW memiliki lisensi GNU LGPL v3.0, sehingga dapat digunakan secara bebas untuk keperluan penelitian.

#### 3.1. Pengujian Model Pengenalan Wajah

Untuk pengujian yang lebih komprehensif, pengujian model pengenalan wajah dilakukan menggunakan dataset Labeled Faces in the Wild (LFW), yaitu dataset standar untuk tugas verifikasi wajah. Dataset ini berisi gambar wajah dari banyak individu dengan berbagai variasi kondisi pencahayaan, ekspresi, dan pose. Pengujian ini bertujuan menguji seberapa akurat model dalam membedakan apakah dua gambar wajah berasal dari orang yang sama atau berbeda.

- **Metode Pengujian Model Pengenalan Wajah**



Gambar 3. Proses 10 Fold Cross Validation

Pada pengujian model akan menggunakan metode 10 Fold Cross Validation yang dimana merupakan metode evaluasi model yang membagi dataset secara acak menjadi 10 bagian (fold) berukuran setara. Pada setiap iterasi, 9 fold digunakan sebagai data pelatihan (training), sedangkan 1 fold sisanya berperan sebagai data pengujian (testing). Proses ini diulang sebanyak 10 kali hingga setiap fold mendapat kesempatan menjadi data testing tepat satu kali. Setiap iterasi menghasilkan nilai akurasi rata-rata dan juga akan menghasilkan true positive (TP), false positive (FP), true negative (TN), dan false negative (FN), lalu kinerja akhir model ditentukan berdasarkan rata-rata dari 10 nilai tersebut.

- Skenario Pengujian Model Pengenalan Wajah

Proses pengujian dimulai dengan melakukan deteksi dan pemotongan area wajah menggunakan metode MTCNN, kemudian hasil cropping dimasukkan ke dalam model pengenalan wajah berbasis Inception-ResNet untuk menghasilkan vektor berdimensi 512. Vektor ini merupakan representasi numerik dari fitur wajah, yang selanjutnya disimpan bersama dengan path file gambar asalnya. Penyimpanan fitur wajah ini bertujuan agar dapat dilakukan pencocokan gambar berdasarkan pasangan yang ditentukan dalam file pairs.txt.

Woody_Allen	2	4		
Woody_Allen	3	5		
Yukiko_Okudo	1	2		
Zico	1	2		
Zico	2	3		
Abdel_Madi_Shabneh		1	Dean_Barker	1
Abdel_Madi_Shabneh		1	Giancarlo_Fisichella	1
Abdel_Madi_Shabneh		1	Mikhail_Gorbachev	1
Abdul_Rahman	1		Portia_de_Rossi	1
Abel_Pacheco	1		Jong_Thae_Hwa	2
Abel_Pacheco	2		Jean-Francois_Lemounier	1
Afton_Smith	1		Dwayne_Wade	1

Gambar 4 Contoh Pairs dalam dataset LFW

Proses pencocokan wajah pada penelitian ini didasarkan pada informasi pasangan gambar (*image pairs*) yang terdapat dalam berkas pairs.txt. Berkas ini memuat dua kategori pasangan, yaitu positive pairs dan negative pairs. *Positive pairs* merepresentasikan dua gambar dari individu yang sama, sedangkan *negative pairs* berisi dua gambar dari individu yang berbeda.

Setiap pasangan gambar diproses dengan mengekstraksi fitur wajah, kemudian dilakukan penghitungan jarak antar fitur menggunakan metode *Cosine Similarity*. Nilai jarak yang dihasilkan mencerminkan tingkat kemiripan antara dua wajah — semakin kecil nilai jarak, semakin tinggi kemungkinan kedua gambar berasal dari individu yang sama. Untuk menentukan klasifikasi akhir, digunakan nilai ambang batas (*threshold*) tertentu yang berfungsi membedakan antara pasangan wajah yang dianggap identik dan tidak identik.

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu True Positive Rate (TPR) dan False Positive Rate (FPR).

- True Positive Rate (TPR) atau *recall* mengukur kemampuan model dalam mengenali wajah dari individu yang sama, dihitung dengan rumus:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

di mana *TP* (*True Positive*) adalah jumlah pasangan wajah yang benar dikenali sebagai identik, dan *FN* (*False Negative*) merupakan pasangan wajah yang gagal dikenali.

- False Positive Rate (FPR) mengukur frekuensi kesalahan model dalam mengidentifikasi wajah yang berbeda sebagai wajah yang sama, dengan rumus:

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

di mana *FP* (*False Positive*) menunjukkan jumlah pasangan wajah berbeda yang salah diklasifikasikan sebagai identik, dan *TN* (*True Negative*) adalah pasangan wajah berbeda yang berhasil dikenali dengan benar.

Melalui perhitungan **TPR** dan **FPR**, diperoleh gambaran menyeluruh mengenai kinerja model pengenalan wajah yang dikembangkan. Nilai **TPR** yang tinggi menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi identitas secara akurat, sedangkan nilai **FPR** yang rendah menunjukkan ketahanan model terhadap kesalahan identifikasi atau pemalsuan wajah.

- Hasil Pengujian Model Pengenalan Wajah

Tabel 1 Hasil Akurasi 10 Fold Cross Validation

Fold	TP	FP	TN	FN	TPR	FPR
1	292	7	293	8	0.9733	0.0233
2	287	10	290	13	0.9567	0.0333
3	280	8	292	20	0.9333	0.0267
4	278	16	284	22	0.9267	0.0533
5	279	10	290	21	0.9300	0.0333
6	293	9	291	7	0.9767	0.0300
7	288	8	292	12	0.9600	0.0267
8	290	10	290	10	0.9667	0.0333
9	292	10	290	8	0.9733	0.0333
10	294	9	291	6	0.9800	0.0300
<b>Rata-rata</b>					<b>0.9577</b>	<b>0.0323</b>

Model menghasilkan nilai True Positive Rate (TPR) sebesar 0.9577, yang berarti model mampu mendeteksi pasangan wajah identik secara benar sebanyak 95.77% dari seluruh kasus positif. Sementara itu, nilai False Positive Rate (FPR) tercatat sebesar 0.0323, yang menunjukkan bahwa hanya sekitar 3.23% dari kasus wajah yang berbeda yang salah diklasifikasikan sebagai wajah yang sama. Tingginya akurasi dan TPR, disertai dengan rendahnya FPR, mencerminkan kemampuan sistem dalam mengenali wajah dengan presisi tinggi, serta mengurangi kemungkinan kesalahan dalam proses verifikasi identitas. Dengan pencapaian ini, model dinilai cukup andal untuk diterapkan dalam skenario nyata, seperti absensi berbasis pengenalan wajah, di mana akurasi, sensitivitas, dan konsistensi menjadi faktor yang sangat krusial untuk menjamin keandalan dan kepercayaan pengguna.

- Evaluasi Model Pengenalan Wajah

Evaluasi dilakukan untuk melihat gambaran keseluruhan seberapa sering model benar dalam semua prediksi, baik untuk pasangan yang sama maupun berbeda. Akurasi adalah ukuran proporsi total prediksi yang benar dibandingkan semua prediksi, dan dihitung dengan:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

- TP (True Positive) adalah jumlah data positif yang berhasil dikenali dengan benar.
- TN (True Negative) adalah jumlah data negatif yang berhasil dikenali dengan benar.
- FP (False Positive) adalah jumlah data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif.
- FN (False Negative) adalah jumlah data positif yang gagal dikenali atau salah diklasifikasikan sebagai negatif.

Tabel 2 Hasil Akurasi Evaluasi Model

Fold	Accuracy
1	0.9750
2	0.9617
3	0.9533
4	0.9367
5	0.9483
6	0.9733
7	0.9667
8	0.9667
9	0.9700
10	0.9750
<b>Rata-rata</b>	<b>0.9627</b>

Hasil evaluasi mendapatkan akurasi dengan nilai sebesar 0.9627 atau sekitar 96%, yang mengindikasikan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam membedakan antara pasangan wajah yang identik dan tidak identik. Tingginya akurasi ini mencerminkan kemampuan sistem dalam mengenali wajah dengan presisi tinggi, serta mengurangi kemungkinan kesalahan dalam proses verifikasi identitas. Dengan pencapaian ini, model dinilai cukup andal untuk diterapkan dalam sistem nyata seperti absensi berbasis pengenalan wajah, di mana akurasi dan konsistensi menjadi faktor krusial.

### 3.2. Pengujian Sistem Absensi Berbasis Pengenalan Wajah

Model pengenalan wajah yang telah dikembangkan akan diintegrasikan ke dalam sistem absensi berbasis website. Model ini mampu mengekstraksi fitur wajah yang kemudian digunakan untuk proses verifikasi identitas saat melakukan absensi. Selain itu, fitur wajah tersebut juga akan disimpan ke dalam database pada saat proses pendaftaran pengguna. Sistem ini dibangun menggunakan framework Streamlit dan memiliki tiga fungsi utama, yaitu: melakukan pendaftaran pengguna, melakukan absensi berbasis pengenalan wajah, serta menampilkan laporan absensi secara berkala. Pengujian terhadap sistem akan dilakukan menggunakan metode black-box testing, yaitu dengan mengevaluasi fungsionalitas sistem berdasarkan input dan output yang dihasilkan, tanpa mengetahui struktur internal atau kode sumber yang digunakan. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap fitur utama berjalan sesuai dengan yang diharapkan.

Tabel 3 Hasil Pengujian

No	Fungsi	Skenario Uji	Ekspektasi	Hasil
1	Pendaftaran Wajah	Menampilkan Wajah dihadapan kamera dan mengisi form yang tersedia	Sistem dapat mendeteksi dan mengekstraksi wajah lalu menyimpan hasilnya ke database beserta input form yang diisi	Berhasil
2	Absensi Wajah	Menampilkan Wajah dihadapan kamera	Sistem dapat mendeteksi dan mengekstraksi wajah lalu membandingkan fitur wajah yang baru dengan fitur wajah yang terdaftar di database	Berhasil
3	Anti Spoofing	Menampilkan foto wajah dihadapan kamera pada saat absensi	Sistem dapat mendeteksi dan melabeli pengguna bahwa telah melakukan tindakan kecurangan	Berhasil
4	Laporan Absensi	Absen dengan wajah yang sudah terdaftar	Menampilkan siapa dan kapan wajah yang terdaftar telah melakukan absensi wajah	Berhasil

Model dilatih selama 8 epoch dan mencapai akurasi pelatihan sebesar 98,37%, serta akurasi validasi sebesar 93,51%, yang menunjukkan performa yang sangat baik dan andal untuk sistem absensi berbasis pengenalan wajah. Evaluasi pada dataset Labeled Faces in the Wild (LFW) menghasilkan akurasi sebesar 96,13%, menunjukkan kemampuan model mengenali wajah dalam kondisi nyata dengan berbagai variasi pencahayaan, ekspresi, dan sudut pandang

- **Evaluasi Sistem Absensi Berbasis Pengenalan Wajah**

Sistem mampu melakukan pendaftaran wajah lalu menyimpan data pengguna ke dalam database, lalu melakukan pendaftaran wajah dengan menampilkan akurasi prediksi dan akurasi deteksi kecurangan serta bounding box pada wajah yang akan di absensi. Ketika verifikasi wajah yang sudah terdaftar pada saat absensi, sistem mampu mencatat waktu untuk kehadiran ke dalam absensi secara langsung. Laporan absensi dapat memperlihatkan pengguna yang terdaftar serta rekapan laporan absensinya, yang dapat diunduh dengan format comma separed value (CSV).

#### 4. Kesimpulan

Dengan merujuk pada hasil yang diperoleh sepanjang proses penelitian, kesimpulan berikut disusun untuk menggambarkan temuan kunci serta implikasi dari penelitian ini. Pertama : Model Inception-ResNet dilatih selama 8 epoch dan mencapai akurasi pelatihan sebesar 98,37% serta validasi sebesar 93,51%, menunjukkan performa yang sangat baik. Evaluasi pada dataset LFW menghasilkan akurasi 96,13%, yang menunjukkan kemampuan pengenalan wajah yang andal dalam berbagai kondisi nyata, seperti variasi pencahayaan dan ekspresi. Hasil ini membuktikan bahwa model layak diterapkan pada sistem absensi otomatis berbasis wajah. Kedua : Sistem absensi telah dilengkapi dengan teknologi anti-spoofing menggunakan library Silent Face Anti Spoofing dari Minivision AI. Sistem ini telah berhasil dalam mendeteksi kecurangan pada saat absensi seperti penggunaan foto pada saat absensi. Ketiga : Sistem absensi berbasis web ini dikembangkan menggunakan framework Streamlit, sehingga dapat melakukan integrasi model pengenalan wajah dan melakukan absensi secara real-time.

#### Referensi

1. A. P. Rajan and A. R. Mathew, "Evaluation and Applying Feature Extraction Techniques for Face Detection and Recognition," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics (Ijeei)*, vol. 7, no. 4, desember. 2019, [https://doi: 10.52549/ijeii.v7i4.935](https://doi.org/10.52549/ijeii.v7i4.935)
2. A. S. Alon, "A YOLOv3 Inference Approach for Student Attendance Face Recognition System," *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*, vol. 8, no. 2, pp. 384–390, februari. 2020. [https://doi: 10.30534/ijeter/2020/24822020](https://doi.org/10.30534/ijeter/2020/24822020).
3. Asst. Prof. K. Patel, Ms. A. Zagade, and Mr. D. Gupta, "Automated Facial Authentication Attendance System," *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, vol. 12, no. 4, pp. 509–518, April.2024. [https://doi: 10.22214/ijraset.2024.59809](https://doi.org/10.22214/ijraset.2024.59809).
4. D. De Silva and D. Alahakoon, "An artificial intelligence life cycle: From conception to production," *Patterns*, vol. 3, no. 6, juni. 2022
5. Dr. R. S. Sabeenian\*, J. Harirajkumar, and L. D. Cruz, "Transition From Holistic to Deep Learning Face Recognition Methods," *International Journal of Recent Technology and Engineering*, vol. 8, no. 4, pp. 3111–3116, Desember. 2019. [https://doi: 10.35940/ijrte.d7974.118419](https://doi.org/10.35940/ijrte.d7974.118419).
6. M. Pandia, "Kajian Literatur Multimedia Retrieval : Machine Learning Untuk Pengenalan Wajah," vol. 7, no. 1, pp. 161–166, februari. 2024. [https://doi: 10.55338/jikomsi.v7i1.2758](https://doi.org/10.55338/jikomsi.v7i1.2758).
7. M. L. Razaq, "Penggunaan Teknologi Pengenalan Wajah Dalam Keamanan Publik," vol. 1, no. 2, pp. 482–486, 2023. [https://doi: 10.57235/jerumi.v1i2.1403](https://doi.org/10.57235/jerumi.v1i2.1403).
8. M. S. M. Suhaimin, M. H. A. Hijazi, C. S. Kheau, and C. K. On, "Real-Time Mask Detection and Face Recognition Using Eigenfaces and Local Binary Pattern Histogram for Attendance System," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 10, no. 2, pp. 1105–1113, april.2021. [https://doi: 10.11591/eei.v10i2.2859](https://doi.org/10.11591/eei.v10i2.2859).
9. O. Dagade, T. Janjire, S. Jagdale, and S. Jawanjal, "Face Recognition Attendance Monitoring System," *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, vol. 11, no. 10, pp. 1598–1601, oktober. 2023. [https://doi: 10.22214/ijraset.2023.56266](https://doi.org/10.22214/ijraset.2023.56266).
10. P. S. JosephNg and S. R. Chow, "JomAttendance: Making Facial Business Sense," vol. 14, no. 1, pp. 1–5, maret. 2022. [https://doi: 10.54554/jtec.2022.14.01.001](https://doi.org/10.54554/jtec.2022.14.01.001)
11. P. C. Koh, H. Rajagopal, G. Saleh, N. Mokhtar, and D. Rachaveti, "Face Recognition Based on Attendance System," *Proceedings of International Conference on Artificial Life and Robotics*, vol. 29, pp. 518–523, 2024, [https://doi: 10.5954/icarob.2024.os18-6](https://doi.org/10.5954/icarob.2024.os18-6).
12. R. Ranjan, V. M. Patel, and R. Chellappa, "HyperFace: A Deep Multi-Task Learning Framework for Face Detection, Landmark Localization, Pose Estimation, and Gender Recognition," *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 41, no. 1, pp. 121–135, Januari. November. 2019. [https://doi: 10.1109/tpami.2017.2781233](https://doi.org/10.1109/tpami.2017.2781233).
13. S. M. A. Khan, "Waterfall Model Used in Software Development Reference: Software Requirements Engineering Waterfall Model", juni. 2023. [https://doi: 10.13140/RG.2.2.29580.69764](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.29580.69764)
14. S. Policepatil and S. M. Hatture, "Face liveness detection: An overview," *International Journal of Scientific Research in Science and Technology*, vol. 8, no. 4, pp. 22–29, juli. 2021.
15. S. Z. M. Hashim and P. McCullagh, "Face Detection by Using Haar Cascade Classifier," *Wasit Journal of Computer and Mathematics Science*, vol. 2, no. 1, pp. 1–5, maret. 2023. [https://doi: 10.31185/wjcm.109](https://doi.org/10.31185/wjcm.109).
16. Y. Li, K. Guo, Y. Lu, and L. Liu, "Cropping and Attention Based Approach for Masked Face Recognition," *Applied Intelligence*, vol. 51, no. 5, pp. 3012–3025, februari. 2021. [https://doi: 10.1007/s10489-020-02100-9](https://doi.org/10.1007/s10489-020-02100-9).