

Aplikasi Pengenalan Wajah Pada Presensi Perkuliahan Menggunakan Facenet

1st Ricky Marcelino Rafieldo

Fakultas Teknik Elektro

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

rickymarcelino@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Uke Kurniawan Usman

Fakultas Teknik Elektro

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

ukeusman@telkomuniversity.ac.id

3rd Heru Syah Putra

Fakultas Teknik Elektro

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

herusyahputra@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Sistem presensi mahasiswa yang masih menggunakan metode manual atau semi-manual seringkali rentan terhadap kesalahan pencatatan dan penyalahgunaan yang dapat mengganggu proses evaluasi akademik. Teknologi pengenalan wajah dapat menjadi solusi dengan memungkinkan proses identifikasi individu secara unik berdasarkan karakteristik fitur wajah dan pencatatan presensi secara otomatis dan real-time. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem presensi pengenalan wajah menggunakan Google ML Kit dan Facenet pada aplikasi mobile. Pengujian dilakukan dengan variasi jarak, pencahayaan, dan penggunaan aksesoris untuk menguji kehandalan sistem dalam kondisi nyata. Hasil pengujian menunjukkan akurasi 100% pada jarak 50 cm, 100 cm, dan 150 cm, meskipun waktu pengenalan meningkat menjadi lambat dari 1,328 detik pada jarak 50 cm menjadi 1,963 detik pada jarak 150 cm. Akurasi menurun dalam kondisi cahaya gelap, dan penggunaan aksesoris secara bersamaan seperti topi dan kacamata dapat mengurangi akurasi hingga 78,75%. Selain itu, sistem memiliki False Acceptance Rate (FAR) sebesar 10% saat menguji wajah di luar database. Secara umum, sistem pengenalan wajah yang dikembangkan mampu memberikan akurasi tinggi dalam kondisi ideal, namun masih memerlukan optimasi untuk kondisi lingkungan yang bervariasi.

Kata kunci— Sistem Presensi, Pengenalan Wajah, Google ML Kit, Facenet, Akurasi

I. PENDAHULUAN

Sistem presensi yang diterapkan di banyak perguruan tinggi masih sering menggunakan metode manual atau semi-manual. Metode ini memiliki sejumlah kelemahan, salah satunya adalah kemungkinan terjadinya kesalahan dalam pencatatan oleh dosen. Selain itu, metode manual juga sering disalahgunakan oleh mahasiswa yang menitipkan absen pada teman, yang menyebabkan data kehadiran menjadi tidak akurat [1]. Tentu saja, hal ini merugikan, terutama dalam proses evaluasi dan pengelolaan data akademik yang memerlukan akurasi. Proses presensi manual yang memakan waktu juga dapat mengurangi efisiensi waktu perkuliahan [2], [3]

Kehadiran mahasiswa dalam perkuliahan memiliki peran yang sangat penting dalam proses pembelajaran, karena mencerminkan komitmen dan kesungguhan mahasiswa untuk

mengikuti perkuliahan [4]. Penelitian juga menunjukkan bahwa kehadiran yang baik dapat memberikan dampak positif terhadap pembelajaran, meningkatkan interaksi antara mahasiswa dan dosen, serta berkontribusi pada peningkatan kinerja akademik mahasiswa [5][6][7]. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem presensi yang lebih efektif untuk mendukung keberhasilan proses pendidikan di perguruan tinggi.

Beberapa penelitian terkini telah mengembangkan sistem presensi menggunakan teknologi biometrik, seperti pengenalan wajah, untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi. Sebagai contoh, penelitian oleh [8] memanfaatkan algoritma FaceNet yang berhasil mencapai akurasi pengenalan wajah hingga 99,63% dalam kondisi terkontrol. Namun, tantangan seperti perubahan pencahayaan, jarak, dan penggunaan aksesoris masih menjadi hambatan dalam penerapan di lingkungan nyata. Selain itu, integrasi antara sistem presensi berbasis pengenalan wajah dengan platform mobile dan database akademik masih perlu pengembangan lebih lanjut untuk menjamin kompatibilitas dan keandalannya.

Berdasarkan tantangan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem presensi berbasis pengenalan wajah yang dapat berfungsi secara real-time, mengatasi masalah seperti perubahan pencahayaan dan penggunaan aksesoris, serta terintegrasi dengan sistem akademik yang ada. Selain itu, penelitian ini juga akan mengevaluasi tingkat akurasi, kecepatan pemrosesan, dan False Acceptance Rate (FAR) dari sistem yang dikembangkan.

II. KAJIAN TEORI

A. Pengenalan Wajah

Pengenalan wajah (*face recognition*) adalah evolusi dari teknologi deteksi wajah, yang memungkinkan komputer mengenali atau mengidentifikasi identitas seseorang dengan menggabungkan gambar wajah yang diambil dari kamera dengan data wajah yang sudah terdaftar di komputer [9]. Secara umum, lima tahap utama diambil dalam proses pengenalan wajah sistem: deteksi, identifikasi posisi, normalisasi, pengkodean, dan perbandingan [10]. Proses ini memungkinkan sistem untuk membedakan wajah dari daftar wajah yang ada dalam database.

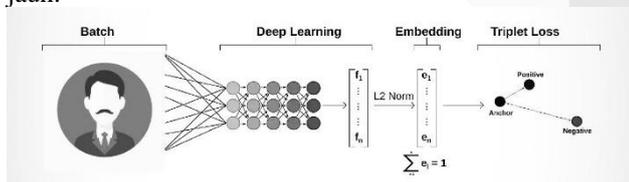
B. Facenet

FaceNet adalah sistem yang memetakan gambar wajah ke dalam ruang Euclidean, di mana jarak antar titik secara langsung mencerminkan tingkat kesamaan wajah. FaceNet menggunakan arsitektur DCNN (Deep Convolutional Neural Network) bernama Inception-ResNet [11]. Arsitektur ini menggabungkan modul inception dan koneksi residual, yang memungkinkan model untuk menangkap fitur-fitur kompleks wajah dengan lebih efisien. Fitur-fitur ini kemudian dipetakan ke dalam ruang embedding berdimensi rendah, di mana wajah-wajah yang serupa akan memiliki embedding yang saling berdekatan dalam ruang tersebut [8]. Model FaceNet ini terdiri dari 447 lapisan jaringan neural dan menerima input gambar berukuran 160x160 piksel dengan tiga saluran warna (RGB) [12]. Selain itu, model ini merupakan model yang telah dilatih sebelumnya, dengan total parameter mencapai 23 juta dan menghasilkan embedding vektor wajah dengan dimensi 512 [13]. Gambar 1 merangkum arsitektur model yang sudah dilatih sebelumnya, termasuk informasi mengenai berbagai lapisan (layer), ukuran output, jumlah parameter, dan koneksi antar lapisan tersebut.

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_layer (InputLayer)	(None, 160, 160, 3)	0	-
Conv2d_1a_3x3 (Conv2D)	(None, 79, 79, 32)	864	input_layer[0][0]
Conv2d_1a_3x3_BatchNorm (BatchN	(None, 79, 79, 32)	96	Conv2d_1a_3x3[0][0]
...			
Dropout (Dropout)	(None, 1792)	0	AvgPool[0][0]
Bottleneck (Dense)	(None, 512)	917,504	Dropout[0][0]
Bottleneck_BatchNorm (BatchN	(None, 512)	1,536	Bottleneck[0][0]
Total params: 23,497,424			
Trainable params: 23,467,824			
Non-trainable params: 29,600			

GAMBAR 1
Arsitektur Facenet

Secara umum, FaceNet melakukan ekstraksi fitur seperti yang terlihat pada gambar 2 dengan cara memasukkan sejumlah gambar wajah ke dalam arsitektur deep learning yang terdiri dari berbagai lapisan dan normalisasi L2, yang kemudian menghasilkan embedding wajah. Selain itu, FaceNet juga menggunakan fungsi kerugian (*loss function*) triplet loss untuk melatih model agar dapat menghasilkan embedding yang lebih efektif. Triplet loss dirancang untuk memastikan bahwa wajah yang sama memiliki embedding yang saling berdekatan, sementara wajah yang berbeda memiliki embedding yang terpisah dengan jarak yang lebih jauh.



GAMBAR 2
Alur Kerja Facenet

Setelah model dilatih, FaceNet dapat digunakan untuk mencocokkan wajah dan memverifikasi identitas. Pencocokan wajah dilakukan dengan membandingkan embedding wajah baru dengan yang ada dalam database menggunakan perhitungan jarak Euclidean, seperti yang dijelaskan dalam persamaan 1 [13]. Sebuah ambang batas ditetapkan untuk menentukan apakah dua wajah dianggap

sama atau berbeda. Jika jarak antara dua embedding lebih kecil dari ambang batas, maka kedua wajah dianggap identik. Sebaliknya, jika jaraknya lebih besar dari ambang batas, maka wajah tersebut dianggap berbeda.

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (1)$$

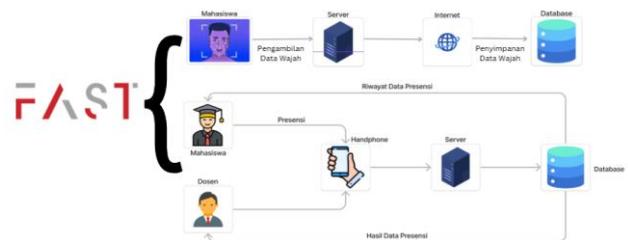
dimana p_i adalah elemen ke- i dari embedding yang terdeteksi, q_i adalah elemen ke- i dari embedding wajah yang terdaftar dan n adalah jumlah elemen dalam embedding.

C. Tensorflow

TensorFlow adalah platform *open-source* yang menyeluruh untuk machine learning. Platform ini menawarkan ekosistem alat, pustaka, dan sumber daya komunitas yang luas serta fleksibel, yang memungkinkan para peneliti untuk mendorong kemajuan dalam ML dan memudahkan pengembang dalam membangun serta menggunakan aplikasi berbasis *machine learning* (ML) [14]. TensorFlow merupakan salah satu pustaka deep learning yang paling populer. Dalam bidang deep learning, jaringan saraf telah mencapai kesuksesan yang signifikan dan mendapatkan pengakuan luas di berbagai sektor [15]. TensorFlow juga menyediakan fitur tambahan seperti TensorFlow Lite (untuk perangkat seluler) dan TensorFlow.js (untuk aplikasi berbasis web).

III. METODE

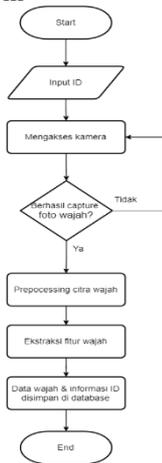
A. Gambaran Umum Sistem



GAMBAR 3
Desain Sistem

Gambar 3 menunjukkan desain sistem presensi berbasis aplikasi mobile yang melibatkan beberapa komponen utama. Mahasiswa mendaftar dengan memasukkan informasi pribadi dan foto wajah, yang kemudian diproses dan disimpan dalam database. Saat presensi dimulai, mahasiswa melakukan presensi dengan pengenalan wajah, dan sistem mencocokkan wajah yang terdeteksi dengan data yang ada di database. Jika cocok, kehadiran tercatat dan disimpan, dapat diakses oleh dosen dan mahasiswa untuk memeriksa riwayat kehadiran.

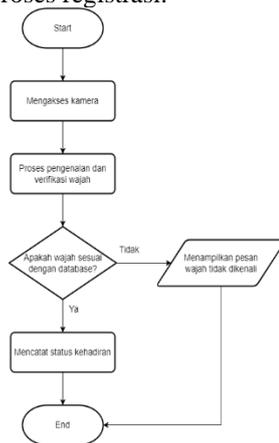
B. Diagram Alir Sistem



GAMBAR 4

Diagram alir proses registrasi

Gambar 4 menampilkan diagram alir proses registrasi wajah, dimulai dengan mahasiswa memasukkan data pribadi seperti nama, NIM, dan program studi. Sistem kemudian mengaktifkan kamera untuk mengambil foto wajah mahasiswa. Setelah foto diambil, dilakukan preprocessing untuk meningkatkan kualitas citra, sebelum tahap ekstraksi fitur wajah. Fitur yang diekstraksi kemudian disimpan bersama informasi identitas mahasiswa dalam database, menyelesaikan proses registrasi.



GAMBAR 5

Diagram alir proses presensi

Gambar 5 memperlihatkan diagram alir dari proses presensi perkuliahan. Proses dimulai dengan mengaktifkan kamera untuk memulai pengenalan wajah. Kamera kemudian mendeteksi citra wajah dan melanjutkan ke tahap pengenalan dan verifikasi. Sistem akan membandingkan wajah yang terdeteksi dengan data yang ada di database. Jika wajah cocok dengan data yang tersimpan, sistem akan mencatat kehadiran mahasiswa dan proses presensi selesai. Namun, jika wajah tidak dikenali, sistem akan menampilkan pesan bahwa wajah tidak terdeteksi dan mahasiswa diminta untuk mengulang proses pengenalan wajah.

C. Spesifikasi Perangkat

Dalam proses merancang dan mengimplementasikan sistem presensi perkuliahan berbasis pengenalan wajah ini terdapat beberapa komponen yang diperlukan baik dari perangkat keras dan perangkat lunak. Berikut adalah penjabaran dari beberapa komponen tersebut.

1. Laptop

- Processor : 13th Gen Intel(R) Core(TM) i5-13450HX 2.40 GHz
- GPU : NVIDIA GeForce RTX 3050 6GB Laptop GPU
- RAM : 20 GB
- Penyimpanan : 512 GB
- OS : Windows 11 64-bit

2. Handphone

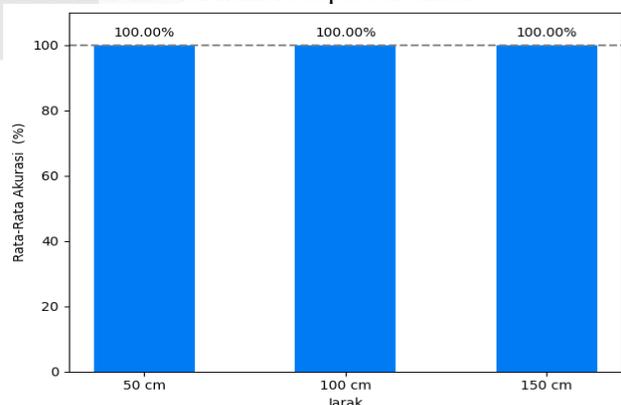
- CPU : Octa-core
- Chipset : Qualcomm Snapdragon 665
- OS : Android 10
- RAM : 8 GB
- Penyimpanan : 128 GB
- Kamera Depan : 16 MP

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, akan dibahas dari hasil skema pengujian sistem yang dirancang untuk mengevaluasi kinerja aplikasi pengenalan wajah dalam presensi perkuliahan. Tujuan utama pengujian ini adalah untuk menilai kemampuan sistem dalam mendeteksi, mengenali, dan mencatat kehadiran mahasiswa dengan akurasi tinggi. Pengujian dilakukan dengan melibatkan 40 data wajah mahasiswa terdaftar dan berbagai skenario, termasuk variasi pencahayaan dan gangguan objek seperti kacamata dan topi. Aspek yang diuji meliputi akurasi dan kecepatan pengenalan, serta tingkat kegagalan sistem untuk mengevaluasi sejauh mana sistem dapat berjalan secara optimal.

A. Pengujian dan Analisis Akurasi Pengenalan Wajah

Pengujian pada aspek akurasi dan kecepatan pengenalan wajah merupakan parameter penting dalam evaluasi sistem aplikasi pengenalan wajah untuk presensi mahasiswa. Pengujian akurasi bertujuan untuk mengukur sejauh mana sistem dapat mengenali wajah mahasiswa yang terdaftar dalam database dengan tepat pada berbagai jarak, yaitu 50 cm, 100 cm, dan 150 cm. Sampel pengujian melibatkan 8 orang, dengan setiap jarak diuji sebanyak 10 kali per individu untuk mendapatkan data yang representatif. Sementara itu, kecepatan pengenalan juga diuji untuk mengukur waktu yang dibutuhkan sistem dalam mendeteksi wajah dan mengenali identitas individu, mengingat dalam kondisi nyata jarak antara individu dan kamera dapat bervariasi.

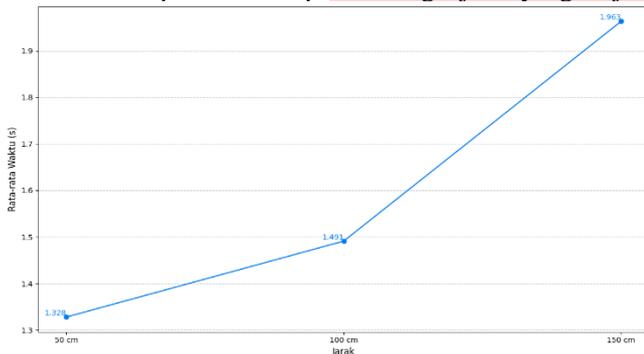


GAMBAR 6

Rata-rata akurasi berdasarkan jarak

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Percobaan\ Berhasil}{Total\ Jumlah\ Percobaan} \times 100\% \quad (2)$$

Gambar 6 memperlihatkan grafik rata-rata akurasi dari semua percobaan berdasarkan jarak yang diuji. Pada jarak 50 cm, sistem mengenali partisipan dengan sempurna di setiap percobaan. Pengujian pada jarak 100 cm juga memberikan hasil memuaskan, mengindikasikan bahwa aplikasi dapat mengidentifikasi wajah dengan baik pada jarak menengah. Pengujian pada jarak 150 cm tetap mempertahankan akurasi 100%, tanpa kegagalan, yang menandakan bahwa aplikasi dapat menjaga kualitas pengenalan wajah meskipun pada jarak lebih jauh. Secara keseluruhan, hasil akurasi 100% yang tercatat pada seluruh percobaan ini mengonfirmasi bahwa aplikasi sangat efektif dalam mendeteksi dan mengenali mahasiswa tanpa kesalahan pada berbagai jarak yang diuji.



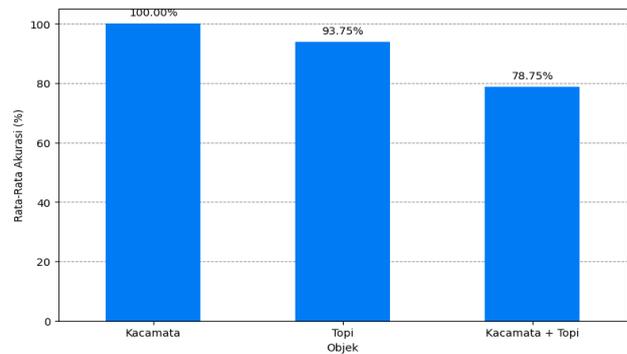
GAMBAR 7

Rata-rata kecepatan pengenalan berdasarkan jarak

Berdasarkan data pada gambar 7, waktu yang dibutuhkan sistem untuk pengenalan wajah bervariasi pada jarak yang berbeda. Pada jarak 50 cm, waktu pengenalan rata-rata tercatat 1,328 detik, menunjukkan efisiensi tinggi karena kualitas citra wajah yang jelas dan pencahayaan optimal. Namun, seiring dengan peningkatan jarak, efisiensi menurun. Pada jarak 100 cm, waktu pengenalan meningkat menjadi 1,491 detik, dan pada 150 cm menjadi 1,963 detik, akibat penurunan kualitas citra, ketajaman wajah yang berkurang, serta pencahayaan yang kurang optimal. Meskipun sistem bekerja baik pada jarak dekat, efisiensinya menurun pada jarak lebih jauh, sehingga disarankan agar pengguna tetap berada pada jarak dekat untuk memastikan pengenalan wajah yang cepat dan efisien.

B. Pengujian dan Analisis Tingkat Kegagalan Sistem

Tingkat kegagalan sistem adalah aspek penting untuk menguji keandalan aplikasi pengenalan wajah dalam berbagai kondisi nyata. Pengujian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang dapat menyebabkan kegagalan, baik dari faktor eksternal maupun keterbatasan sistem. Pengujian dilakukan dengan mempertimbangkan pencahayaan, penggunaan objek tambahan seperti kacamata dan topi, serta pengujian wajah yang tidak terdaftar di database. Pada pencahayaan, diuji dalam kondisi terang dan gelap, karena pencahayaan yang buruk dapat mengganggu pengenalan wajah. Pengujian objek tambahan bertujuan untuk melihat bagaimana sistem mengatasi tantangan wajah yang tertutup, sementara pengujian dengan wajah di luar database bertujuan untuk menilai kemampuan sistem dalam membedakan wajah terdaftar dan tidak terdaftar tanpa melakukan kesalahan pengenalan.



GAMBAR 8

Rata-rata akurasi berdasarkan jenis objek

Gambar 8 memperlihatkan grafik rata-rata akurasi berdasarkan jenis objek yang digunakan. Pada penggunaan kacamata, sistem mencapai akurasi 100%, yang mengindikasikan bahwa kacamata tidak menghalangi fitur wajah penting. Namun, penggunaan topi menurunkan akurasi menjadi 93,75%, karena topi menutupi sebagian wajah. Kombinasi kacamata dan topi menyebabkan penurunan akurasi menjadi 78,75%, karena keduanya menutupi lebih banyak area wajah, seperti mata dan dahi, yang mengurangi informasi untuk pengenalan. Hal ini menggarisbawahi kesulitan sistem dalam mengenali wajah ketika banyak objek menutupi wajah secara bersamaan.

TABEL 1

Hasil pengujian dengan variasi pencahayaan

Partisipan	Kondisi Cahaya	Waktu Pengenalan	Keterangan
1	Terang	1,16 s	Dikenali
2	Terang	1,22 s	Dikenali
3	Terang	1,15 s	Dikenali
4	Terang	1.52 s	Dikenali
1	Gelap	-	Tidak Dikenali
2	Gelap	3,12 s	Dikenali
3	Gelap	3,68 s	Dikenali
4	Gelap	-	Tidak Dikenali

Berdasarkan data pada tabel 1, terdapat perbedaan signifikan antara kondisi pencahayaan terang dan gelap. Pada kondisi terang, sistem menunjukkan hasil yang konsisten dengan waktu pengenalan rata-rata 1,15 hingga 1,5 detik, mengindikasikan pengenalan wajah yang cepat dan akurat berkat pencahayaan yang optimal. Sebaliknya, pada kondisi gelap, sistem mengalami kesulitan, dengan dua percobaan gagal mengenali wajah, sementara dua percobaan lainnya membutuhkan waktu lebih lama (3,12 detik dan 3,68 detik). Hal ini menunjukkan bahwa pencahayaan yang buruk menghambat kemampuan sistem untuk menangkap fitur wajah yang jelas. Secara keseluruhan, pencahayaan terang meningkatkan kinerja sistem, sedangkan pencahayaan gelap menyebabkan keterlambatan dan kegagalan dalam pengenalan. Pengujian ini menggarisbawahi pentingnya kualitas pencahayaan yang baik untuk meningkatkan efisiensi sistem.

TABEL 2
Hasil pengujian dengan objek wajah di luar database

Partisipan	Dikenali	Tidak Dikenali
1	-	Ya
2	-	Ya
3	-	Ya
4	-	Ya
5	-	Ya
6	-	Ya
7	-	Ya
8	Ya	-
9	-	Ya
10	-	Ya

$$FAR = \frac{\text{False Positives}}{\text{False Positives} + \text{True Negatives}} \quad (3)$$

$$FAR = \frac{1}{1+9} = \frac{1}{10} = 0.1 \text{ atau } 10\%$$

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 2, sistem pengenalan wajah hanya berhasil mengenali satu partisipan tidak sah sebagai orang yang terdaftar dalam *database*, sementara sembilan partisipan lainnya yang tidak terdaftar gagal dikenali dengan tepat. Namun, partisipan yang dikenali tersebut tidak dikenali secara konstan atau terus-menerus sebagai orang yang terdaftar dalam database. Sebaliknya, wajah tersebut hanya dikenali sesekali saja dalam beberapa frame per detik selama durasi pengujian mengindikasikan bahwa proses pengenalan tersebut tidak konsisten dan masih terbatas dalam kondisi tertentu. Nilai *False Acceptance Rate* (FAR) sebesar 10% menunjukkan bahwa sistem masih menerima wajah yang tidak terdaftar sebagai identitas sah, meskipun sebagian besar wajah yang tidak terdaftar berhasil ditolak. Hal ini mengindikasikan adanya potensi ketidakakuratan pada algoritma pengenalan wajah, yang memungkinkan wajah yang tidak terdaftar dikenali secara salah.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dengan berbagai parameter, sistem pengenalan wajah menunjukkan kinerja optimal dalam beberapa aspek. Akurasi pengenalan wajah mencapai 100% pada jarak 50 cm, 100 cm, dan 150 cm, meskipun terdapat sedikit penurunan kualitas citra wajah pada jarak yang lebih jauh. Waktu pengenalan wajah meningkat seiring bertambahnya jarak, dengan rata-rata 1,328 detik pada jarak 50 cm, 1,491 detik pada 100 cm, dan 1,963 detik pada 150 cm, namun tetap dalam batas yang dapat diterima. Pengujian dalam kondisi pencahayaan terang menunjukkan waktu pengenalan lebih cepat, sementara dalam pencahayaan gelap, akurasi menurun. Penggunaan topi mengurangi akurasi hingga 93,75%, dan kombinasi topi serta kacamata menurunkan akurasi menjadi 78,75%. Selain itu, sistem hanya berhasil mengenali satu partisipan yang tidak sah sebagai orang terdaftar dalam database, dengan *False Acceptance Rate* (FAR) sebesar 10%. Meskipun akurasi pengenalan wajah pada kondisi ideal sangat baik, terdapat tantangan dalam pengenalan wajah dengan atribut atau kondisi tertentu, serta kesalahan pengenalan pada wajah yang tidak terdaftar.

- [1] W. F. Wan Abdul Rahman and N. A. S. Roslan, "The development of a face recognition-based mobile application for student attendance recording," *Journal of ICT in Education*, vol. 10, no. 1, pp. 39–55, Jun. 2023, doi: 10.37134/jictie.vol10.1.4.2023.
- [2] Prof. Anand Bali, Hafsa Shaikh, Prachi Zodage, Hussain Harianawala, and Shabbir Kagalwala, "Face Recognition Attendance System," *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, pp. 479–483, Apr. 2023, doi: 10.48175/IJARSCT-9241.
- [3] P. S, H. M, D. V, G. R, and A. R, "An Effective Implementation of Autonomous Attendance System using Convolution Neural Networks," *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, vol. 11, no. 7, pp. 1–6, Jun. 2022, doi: 10.35940/ijitee.G9953.0611722.
- [4] P. N *et al.*, "Fast and Reliable Group Attendance Marking System Using Face Recognition In Classrooms," in *2019 2nd International Conference on Intelligent Computing, Instrumentation and Control Technologies (ICICT)*, 2019, pp. 986–990. doi: 10.1109/ICICT46008.2019.8993323.
- [5] E. O. Akay, K. O. Canbek, and Y. Oniz, "Automated Student Attendance System Using Face Recognition," in *2020 4th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, 2020, pp. 1–5. doi: 10.1109/ISMSIT50672.2020.9255052.
- [6] T. Fadelelmoula, "The impact of class attendance on student performance," *International Research Journal of Medicine and Medical Sciences*, vol. 6, no. 2, pp. 47–49, 2018, doi: 10.30918/IRJMMS.62.18.021.
- [7] R. Samet and M. Tanriverdi, "Face Recognition-Based Mobile Automatic Classroom Attendance Management System," in *2017 International Conference on Cyberworlds (CW)*, IEEE, Sep. 2017, pp. 253–256. doi: 10.1109/CW.2017.34.
- [8] F. Schroff, D. Kalenichenko, and J. Philbin, "FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering," in *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, IEEE, Jun. 2015, pp. 815–823. doi: 10.1109/CVPR.2015.7298682.
- [9] N. Rao K Mahalakshmi, "A Novel Face Detection and Recognition System Using Machine Learning Approaches," *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 12, no. 6, pp. 2730–2738, Jun. 2023, doi: 10.21275/SR23626104114.
- [10] L. W. Alexander and S. Sentinuwo, "Implementasi Algoritma Pengenalan Wajah Untuk Mendeteksi Visual Hacking," *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 11, no. 1, 2017, doi: 10.35793/jti.v11i1.16969.
- [11] D. Sandberg, "Facenet: Face recognition using Tensorflow." Accessed: Feb. 07, 2025. [Online]. Available: <https://github.com/davidsandberg/facenet>
- [12] S. Serengil and A. Özpınar, "A Benchmark of Facial Recognition Pipelines and Co-Usability Performances of Modules," *Bilişim Teknolojileri*

Dergisi, vol. 17, no. 2, pp. 95–107, Apr. 2024, doi: 10.17671/gazibtd.1399077.

[13] S. I. Serengil, “Deepface: A lightweight face recognition and facial attribute analysis (age, gender, emotion and race) library for python.” Accessed: Feb. 07, 2025. [Online]. Available: <https://github.com/serengil/deepface>

[14] TensorFlow Developers, “TensorFlow,” Oct. 25, 2024, *Zenodo*. doi: 10.5281/zenodo.13989084.

[15] B. Pang, E. Nijkamp, and Y. N. Wu, “Deep Learning With TensorFlow: A Review,” *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, vol. 45, no. 2, pp. 227–248, Apr. 2020, doi: 10.3102/1076998619872761.

