Teknika 20 (2): 351-364

JURNAL TEKNIKA
ISSN: 0854-3143
e-ISSN: 2622-3481
Journal homepage: http://jurnal.polsri.ac.id/index.php/teknika
Journal Email: teknika@polsri.ac.id

Sistem Absensi Ringan Dengan Deteksi Wajah Terintegrasi *Web* Menggunakan *Haar Cascade* dan *Facenet*

Darren Huang[1], Andik Yulianto*[2], Herman[3]

[1,*2,3]Jurusan Sistem Informasi, Universitas Internasional Batam, Batam, Indonesia
*Email Penulis Korespondensi: andik@uib.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem absensi berbasis pengenalan wajah yang mudah digunakan dengan memanfaatkan model FaceNet dan ukuran gambar 80×80 piksel. Topik ini dipilih untuk memenuhi kebutuhan sistem absensi yang cepat, akurat, dan bisa berjalan pada perangkat dengan spesifikasi rendah. Model dilatih menggunakan 3.500 citra wajah dari 35 individu, dengan pembagian data 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Evaluasi menggunakan confusion matrix dan classification report menunjukkan akurasi pengujian sebesar 99,86%, dengan nilai loss 0,0157 serta nilai precision, recall, dan F1-score yang sangat baik. Hasil ini menegaskan bahwa resolusi 80×80 piksel tetap mampu menghasilkan akurasi tinggi dan lebih efisien secara komputasi dibandingkan pendekatan umum yang menggunakan resolusi gambar lebih besar. Model kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi web berbasis Flask dengan Haar Cascade sebagai pendeteksi wajah. Pengujian lokal menunjukkan tingkat kepercayaan sekitar 82,5% pada jarak 30 cm, meskipun performa menurun pada jarak sekitar satu meter. Kontribusi utama penelitian ini adalah membuktikan bahwa FaceNet tetap efektif pada resolusi gambar rendah, sehingga memungkinkan pengembangan sistem absensi yang ringan dan sesuai untuk perangkat berspesifikasi terbatas dibandingkan penelitian sebelumnya.

Kata kunci*—FaceNet, Haar Cascade, Pengenalan Wajah, Absensi, Resolusi Rendah*

Abstract

This study aims to develop a face recognition-based attendance system that is easy to use by utilizing the FaceNet model and an image size of 80×80 pixels. This topic was chosen to meet the need for a fast, accurate, and functional attendance system that can run on devices with low specifications. The model was trained using 3,500 facial images from 35 individuals, with 80% of the data used for training and 20% for testing. Evaluation using the confusion matrix and classification report shows a test accuracy of 99.86%, with a loss value of 0.0157, as well as good precision, recall, and F1-score. This result confirms that the 80×80 pixel resolution is still capable of achieving high accuracy and is more computationally efficient compared to conventional approaches that use higher image resolutions. The model is then integrated into a web application based on Flask using Haar Cascade as the face detector. Local testing showed a confidence level of around 82.5% at a distance of 30 cm, although performance declined at a

Received: December 1, 2025; Online Available: February 10, 2026

distance of about one meter. The main contribution of this research is to demonstrate that FaceNet remains effective even at low image resolution, enabling the development of a lightweight and suitable attendance system for devices with limited specifications, compared to previous studies.

Keywords—*FaceNet, Haar Cascade, Face Recognition, Attendance, Low Resolution*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan dalam beberapa tahun terakhir telah menghasilkan perubahan besar di berbagai aspek kehidupan, seperti pendidikan dan industri. Teknologi ini memungkinkan sistem berjalan secara otomatis dan pintar, menggantikan banyak proses yang sebelumnya dilakukan secara manual, memakan waktu, dan rentan terhadap kesalahan.

Sistem absensi sangat penting untuk memastikan kehadiran seseorang di berbagai tempat seperti sekolah, kantor pemerintah, dan perusahaan swasta. Awalnya, absensi dilakukan secara manual dengan menggunakan kertas atau tanda tangan. Namun, metode ini memiliki beberapa kekurangan, seperti mudah dimanipulasi, sering terjadi kesalahan dalam pencatatan, dan kurang efisien dalam mengelola data, terutama di organisasi yang memiliki jumlah karyawan besar [1], [2]. Kondisi ini mendorong pengembangan sistem absensi yang lebih otomatis, efisien, dan sulit dimanipulasi.

Sebagai solusi alternatif, sistem absensi berbasis teknologi biometrik mulai diterapkan. Teknologi seperti pengenalan sidik jari, iris, dan wajah dianggap lebih aman dan akurat dibandingkan metode lama. Dari berbagai teknologi tersebut, pengenalan wajah menjadi pilihan yang lebih baik karena tidak mengganggu, lebih ramah pengguna, dan cocok untuk daerah dengan jumlah orang yang banyak [3], [4]. Namun, penerapan pengenalan wajah yang menggunakan *deep learning* biasanya memerlukan daya komputasi yang cukup besar, terutama saat proses ekstraksi ciri dan klasifikasi dilakukan, sehingga menerapkannya di perangkat dengan sumber daya terbatas masih menjadi tantangan [5]. Hal ini bisa menjadi hambatan bagi lembaga dengan anggaran terbatas, seperti sekolah di daerah terpencil atau kantor kecil [6], [7].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, beberapa penelitian mencoba mengembangkan sistem absensi berbasis wajah yang ringan dengan menggunakan algoritma *machine learning* yang efisien. Salah satu pendekatan yang sering digunakan adalah menggabungkan *Haar Cascade Classifie*r sebagai metode deteksi wajah dengan *FaceNet* sebagai metode pengenalan wajah. *Haar Cascade* dikenal cepat dalam mendeteksi wajah secara langsung dengan persyaratan komputasi yang rendah, sedangkan *FaceNet* mampu menghasilkan representasi vektor wajah yang efisien serta tetap akurat meskipun dalam kondisi pencahayaan berbeda [8], [9]. Selain itu, penelitian menunjukkan bahwa *FaceNet* sangat cocok digunakan dalam sistem absensi berbasis wajah yang ringan karena mampu memberikan akurasi pengenalan wajah yang tinggi dengan beban komputasi yang rendah [10].

Penelitian membuktikan bahwa menggabungkan dua metode ini sangat efektif. Sistem absensi mahasiswa menggunakan *Haar Cascade* dan *FaceNet* dengan tingkat akurasi di atas 95% [11]. *Haar Cascade* efisien dalam mendeteksi wajah karena hanya memakai perbedaan nilai *pixel* di area persegi, sehingga bisa mengenali wajah secara langsung [12]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa *FaceNet* dan *Haar Cascade* bisa berjalan stabil dalam sistem pemantauan otomatis tanpa menurunkan kinerja [13], serta dapat dijalankan pada perangkat berspesifikasi rendah tanpa memerlukan GPU tambahan [14], [15]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa *FaceNet* mampu memberikan kinerja pengenalan wajah yang stabil ketika diimplementasikan dalam sistem absensi dan pemantauan otomatis, terutama pada lingkungan dengan kondisi pengambilan data yang terkontrol [16].

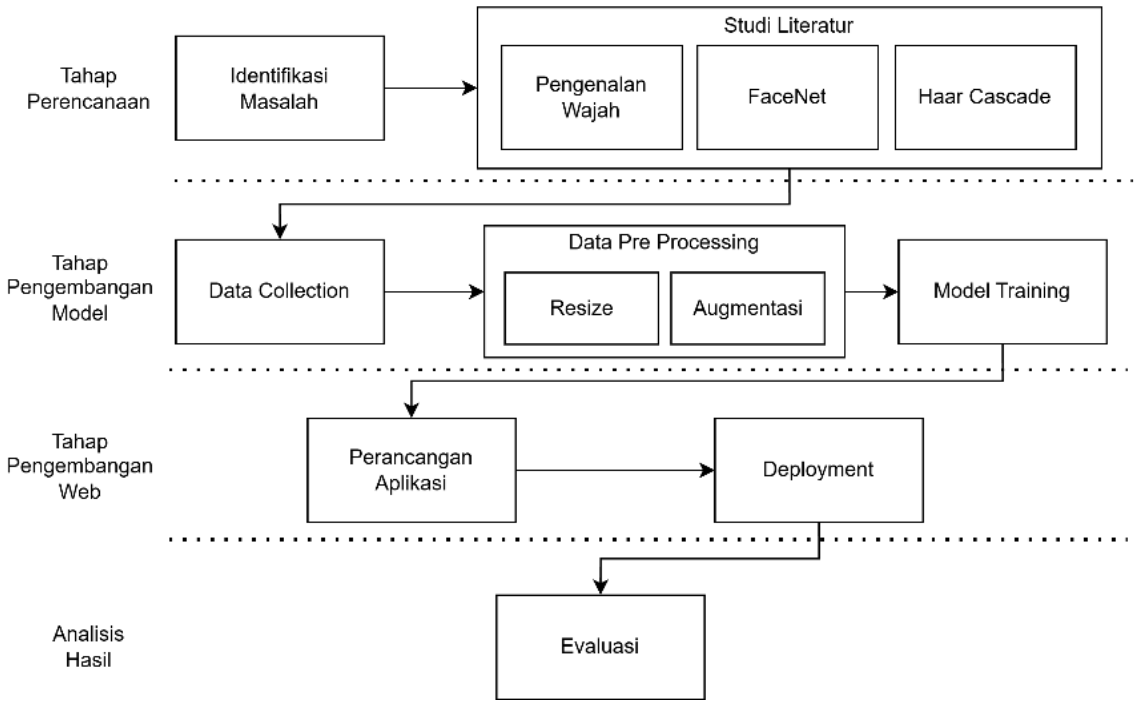
Dalam upaya mengembangkan sistem absensi yang ringan dengan menggunakan pengenalan wajah, perlu dipertimbangkan untuk menggunakan gambar wajah dengan resolusi lebih kecil agar beban komputasi menjadi lebih ringan. Karena performa sistem sangat bergantung pada tahap pengolahan awal dan cara memproses data secara efisien [17]. Oleh karena itu,

penelitian ini dilakukan untuk mengetahui seberapa baik kombinasi *FaceNet* dan *Haar Cascade* bisa menjaga tingkat akurasi dan efisiensi ketika digunakan pada gambar yang ukurannya lebih kecil dalam sistem absensi berbasis wajah yang ringan dan efisien.

Dari celah penelitian yang ada dalam studi sebelumnya, terlihat bahwa kebanyakan penelitian yang menggunakan model *FaceNet* dalam sistem pengenalan wajah, termasuk untuk keperluan absensi, masih menggunakan resolusi gambar standar *FaceNet* yaitu 160×160 piksel atau resolusi yang lebih tinggi seperti 300×300 piksel. Pendekatan ini biasanya menitikberatkan pada pencapaian tingkat akurasi yang baik, tetapi membutuhkan lebih banyak daya komputasi, sehingga kurang tepat untuk digunakan pada sistem absensi yang diaplikasikan pada perangkat dengan spesifikasi yang terbatas. Selain itu, masih sedikit penelitian yang secara khusus mempelajari efektivitas penggunaan *FaceNet* pada resolusi gambar yang sangat rendah sambil tetap menjaga kinerja pengenalan wajah dengan baik. Kondisi ini mendorong penelitian ini untuk lebih mendalami penggunaan *FaceNet* dengan resolusi 80×80 piksel sebagai pilihan yang lebih ringan dan efisien, sekaligus menilai seberapa baik resolusi yang lebih rendah masih bisa memberikan hasil yang baik dalam sistem absensi berbasis pengenalan wajah.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan dua metode utama, yaitu penelitian eksperimen dan penelitian terapan. Metode eksperimen digunakan untuk menentukan seberapa efektif kombinasi algoritma *Haar Cascade* dan *FaceNet* dalam mendeteksi serta mengenali wajah. Sementara itu, metode terapan digunakan untuk menerapkan hasil dari penelitian eksperimen ke dalam sebuah aplikasi web yang digunakan untuk absensi dengan teknologi pengenalan wajah. Beberapa tahap yang dilakukan dalam penelitian ini agar tujuan penelitian tercapai. Tahapan penelitian tersebut dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

2.1 Identifikasi Masalah

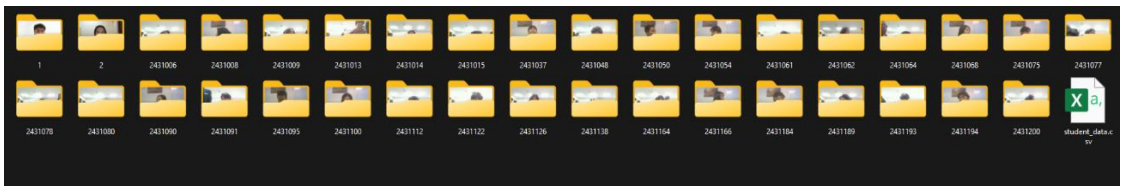
Tahap Penelitian dimulai dengan mengenali permasalahan yang ada, yaitu proses absensi manual yang masih sering dimanipulasi, terdapat kesalahan dalam pencatatan serta proses absensi yang memakan waktu. Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, sistem absensi berbasis biometrik seperti sidik jari dan wajah telah dikembangkan. Namun, kebanyakan sistem tersebut tetap membutuhkan perangkat dengan spesifikasi tinggi agar dapat berjalan dengan baik. Karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih efisien dengan menggunakan algoritma *Haar Cascade* untuk mendeteksi wajah dan *FaceNet* untuk mengenali wajah, sehingga dapat menghasilkan sistem yang ringan, cepat, dan akurat.

2.2 Studi Literatur

Setelah mengenali masalah yang ditemukan, dilakukan pengumpulan referensi yang terkait dengan penelitian tersebut, seperti jurnal ilmiah dan artikel di internet. Kajian ini mencakup teori tentang sistem pengenalan wajah serta model *FaceNet* dan *Haar Cascade* yang digunakan dalam penelitian ini.

2.3 Data Collection

Dataset wajah dikumpulkan menggunakan kamera web pada laptop melalui program yang dibuat dengan *Python*. Saat program dijalankan, sistem akan membuka kamera dan pengguna diminta memasukkan nama serta NPM melalui terminal. Setelah itu, kamera merekam wajah pengguna sebanyak tiga kali dalam bentuk video pendek. Total terdapat 35 orang yang direkam, sehingga dihasilkan 105 video sebagai dataset utama. Setiap kali proses perekaman selesai, informasi nama dan NPM secara otomatis tersimpan dalam file CSV, sedangkan video disimpan di dalam folder bernama "*dataset*". Di dalam folder *dataset*, setiap individu memiliki *subfolder* sesuai dengan NPM masing-masing yang berisi hasil perekaman video wajah mahasiswa. Struktur folder ini dibuat agar memudahkan proses pelabelan dan pelatihan model berikutnya.



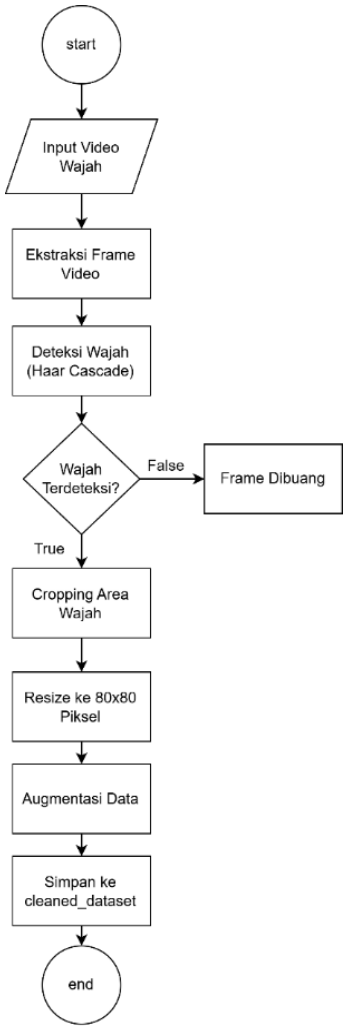
Gambar 2 *Screenshot Folder Dataset*

2.4 Data Preprocessing

Setelah dataset dikumpulkan, langkah berikutnya adalah mempersiapkan data agar bisa digunakan dalam melatih model. Setiap *frame* dari video yang direkam diambil dan dianalisis untuk mendeteksi wajah menggunakan *Haar Cascade Classifier*. Detektor ini berfungsi untuk memastikan hanya area wajah yang benar-benar terdeteksi yang akan disimpan. Wajah yang tidak terdeteksi dengan baik atau memiliki lebih dari satu wajah dihapus. Hasil deteksi kemudian dipotong sesuai area wajah dan ukurannya diubah menjadi 80×80 piksel agar sesuai dengan format input dari model *FaceNet*. Dalam tahap ini, ditentukan bahwa setiap individu harus memiliki minimal 100 gambar wajah yang memenuhi syarat. Dari jumlah tersebut, 80 gambar merupakan hasil deteksi asli, sedangkan 20 sisanya adalah hasil augmentasi untuk memperkaya variasi data.

Pemilihan ukuran gambar 80×80 piksel dilakukan sebagai bagian dari metode yang digunakan untuk membangun sistem absensi yang ringan. Meskipun penelitian sebelumnya biasanya menggunakan resolusi gambar lebih dari 100×100 piksel, ukuran 80×80 piksel masih dianggap bisa menjaga informasi utama dari fitur wajah yang diperlukan oleh *FaceNet* dalam proses pembuatan *embedding*. Selain itu, penggunaan resolusi yang lebih kecil secara signifikan

mengurangi beban komputasi pada tahap *preprocessing* dan pelatihan, sehingga lebih sesuai untuk sistem absensi yang ditujukan bagi perangkat dengan spesifikasi terbatas.



Gambar 3 *Flowchart Data Preprocessing*

Proses augmentasi dilakukan dengan beberapa teknik seperti rotasi, *flipping horizontal* dan *vertikal*, *zoom*, serta penyesuaian kontras untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali wajah pada berbagai kondisi cahaya dan sudut pandang. Seperti pada Gambar 4, setiap foto wajah juga di-*resize* menjadi 80×80 piksel agar sesuai dengan input yang digunakan oleh model *FaceNet*. Menurut [18], penerapan augmentasi data terbukti dapat meningkatkan akurasi model pengenalan wajah dibandingkan model tanpa augmentasi. Penerapan augmentasi ini membantu meningkatkan akurasi model dibandingkan dengan data yang tidak diproses. Seluruh hasil *pre-processing* disimpan dalam *folder* "*cleaned_dataset*" dengan *subfolder* berdasarkan NPM masing-masing agar struktur data tetap teratur.



Gambar 4 Contoh *Augmentasi Dataset*

2.5 Model Training

Proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan *FaceNet* untuk menghasilkan vektor *embedding* dari setiap wajah. Data yang sudah melewati tahap *preprocessing* digunakan bersama dengan file CSV sebagai dasar mengidentifikasi setiap individu berdasarkan NPM. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 3.500 foto wajah, dengan pembagian 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data evaluasi atau pengujian. Pembagian ini dilakukan agar model bisa belajar dengan baik sekaligus mampu mengenali data baru secara umum.

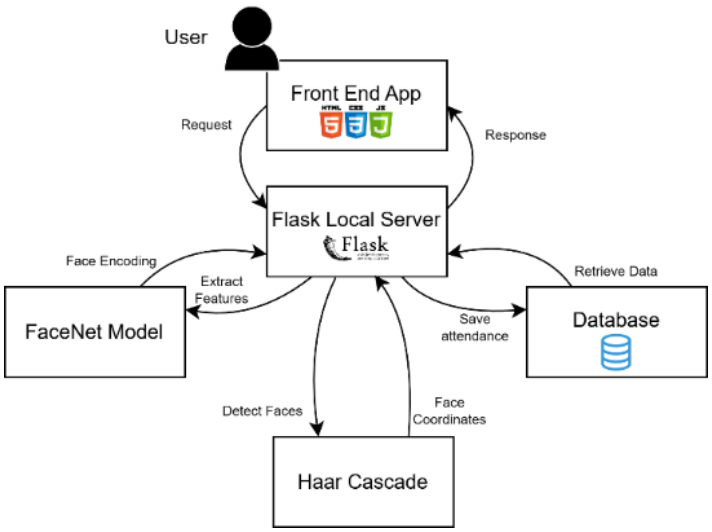
Pemilihan ukuran gambar dataset 80×80 piksel pada tahap pelatihan dilakukan untuk meningkatkan efisiensi proses training tanpa menghilangkan informasi inti wajah yang diperlukan *FaceNet* dalam membentuk *embedding*. Karena *FaceNet* memiliki kemampuan untuk mengekstrak fitur wajah ke dalam ruang *embedding* dengan dimensi tetap, ukuran gambar yang lebih kecil tetap bisa menggambarkan pola wajah secara cukup baik, sekaligus mengurangi kebutuhan komputasi dan waktu pelatihan. Pendekatan ini sesuai dengan tujuan penelitian yaitu untuk membuat sistem absensi yang tidak terlalu berat dan bisa berjalan di perangkat dengan kapasitas sumber daya yang terbatas.

2.6 Perancangan Aplikasi

Tahap merancang aplikasi meliputi menentukan struktur sistem, cara kerja aplikasi, bentuk *database*, dan tampilan *website*. Proses ini dilakukan agar fitur absensi dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan pengguna dan menghasilkan aplikasi yang sederhana, mudah dipahami, serta nyaman digunakan.

2.7 Deployment

Model *FaceNet* yang sudah dilatih kemudian diaplikasikan dalam sistem web yang menggunakan *framework Flask* seperti ditunjukkan pada Gambar 5. Sistem ini dapat berjalan sendiri di komputer tanpa koneksi internet, jadi semua proses pengolahan data dilakukan di perangkat tersebut. Saat pengguna melakukan absensi, sistem menggunakan metode *Haar Cascade* untuk menemukan bagian wajah dari foto yang dikirim melalui *browser*. Setelah wajah terdeteksi, *FaceNet* membuat representasi berupa *embedding* yang menunjukkan ciri khas wajah tersebut. *Embedding* ini selanjutnya dibandingkan dengan data embedding yang tersimpan di *database* lokal guna mengidentifikasi pengguna. Jika ada kesesuaian, sistem secara otomatis menyimpan hasil pengenalan serta waktu absensi ke dalam database sebagai catatan kehadiran. Dengan menggabungkan proses deteksi wajah, ekstraksi fitur, dan pencocokan data dalam satu alur kerja, sistem dapat berjalan cepat, dan tetap aman karena semua data disimpan serta diproses secara lokal.



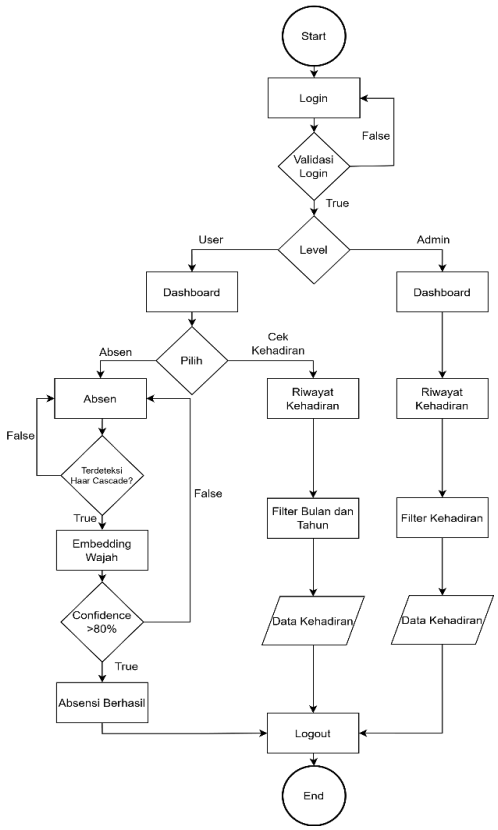
Gambar 5 Arsitektur Sistem Absensi Muka

2.8 Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk mengetahui seberapa baik sistem mampu mengenali wajah secara akurat dan cepat. Uji coba dilakukan secara langsung dengan memindai wajah menggunakan kamera, di mana sistem diminta mengenali orang-orang yang sudah terdaftar di database. Tujuan uji coba ini adalah menilai kemampuan sistem dalam mendeteksi dan mengenali wajah dalam berbagai posisi wajah dan jarak muka dengan kamera. Parameter yang dievaluasi mencakup akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*. Hasil pengujian ini digunakan untuk menilai tingkat keakuratan sistem absensi berbasis *FaceNet* dan *Haar Cascade*. Hasil penelitian kemudian disusun untuk menarik kesimpulan sejauh mana tujuan penelitian telah tercapai.

2.9 Flowchart

Flowchart seperti pada Gambar 6 digunakan untuk menunjukkan seluruh proses kerja sistem secara jelas. Diagram ini menampilkan setiap langkah yang dilakukan sistem mulai dari awal sampai akhir, sehingga memudahkan seseorang memahami urutan proses, cara pengambilan keputusan, serta hubungan antar tahap dalam fitur absensi wajah.



Gambar 6 Flowchart Sistem Absensi Wajah

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem absensi berbasis web berhasil di implementasikan dengan menggunakan *framework Flask*. Sistem ini mampu melakukan absensi dengan pengenalan wajah tem ini mampu melakukan absensi dengan pengenalan wajah.

Proses pelatihan model *FaceNet* dilakukan dengan menggunakan *Google Colab* yang dilengkapi GPU NVIDIA Tesla T4 dengan kapasitas VRAM 16 GB dan RAM 12 GB. Penggunaan GPU ini bertujuan untuk mempercepat perhitungan selama proses pelatihan model. Waktu pelatihan rata-rata sekitar 15 detik per *epoch*, sehingga total waktu yang diperlukan adalah sekitar 12 menit.

3.1 Hasil Sistem Absensi Web

Sistem absensi berbasis web ini dibuat menggunakan *framework Flask*. Fitur utamanya mencakup halaman *login*, *dashboard*, halaman absensi, dan riwayat absensi. Data pengguna yang digunakan saat login serta catatan absensi disimpan di *database* MySQL. Di halaman absensi, proses pengenalan wajah dilakukan langsung dengan menggunakan *Haar Cascade* untuk mendeteksi wajah dan *FaceNet* untuk memastikan identitas pengguna sebelum data tersebut disimpan ke dalam database.

3.1.1 Halaman Login

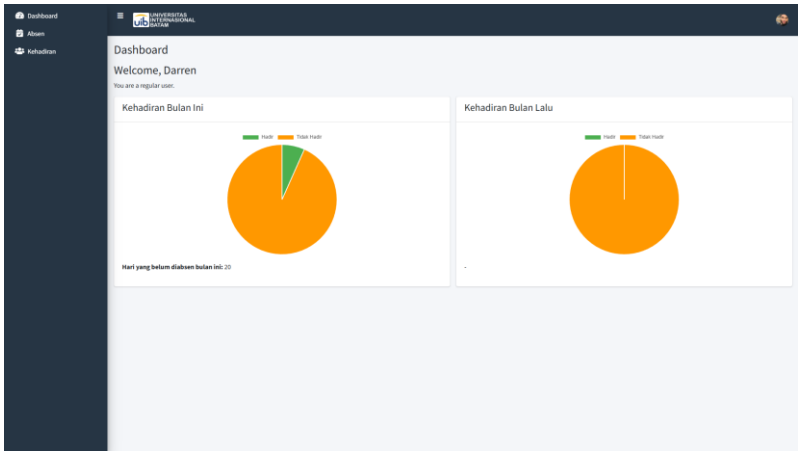
Halaman login seperti pada Gambar 7 digunakan ketika pengguna membuka aplikasi pertama kali. Pengguna diminta memasukkan NPM dan kata sandi, yang kemudian dicek melalui database MySQL. Jika informasi yang dimasukkan sesuai dengan data dalam database, pengguna akan diarahkan ke halaman *dashboard*.



Gambar 7 Halaman Login

3.1.2 Halaman Dashboard

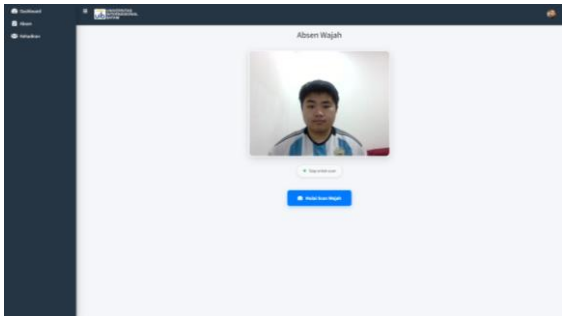
Dashboard seperti Gambar 8 menampilkan ringkasan kehadiran dalam bentuk grafik *pie*, terdiri dari grafik bulan ini dan bulan lalu. Grafik ini menunjukkan persentase kehadiran dan ketidakhadiran, sehingga pengguna bisa melihat riwayat kehadiran secara cepat dan jelas.



Gambar 8 Halaman *Dashboard*

3.1.3 Halaman Absen

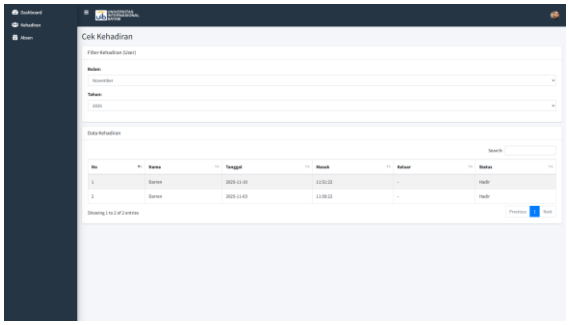
Di halaman absen wajah seperti Gambar 9 terdapat tampilan kamera dan tombol untuk memulai proses absensi. Sistem menggunakan *Haar Cascade* untuk mendeteksi wajah dan *FaceNet* untuk mengenali identitas pengguna. Proses absensi dilakukan dengan scan wajah sebanyak 10 kali secara beruntun. Jika semua hasil deteksi valid, maka absensi dianggap berhasil dan data akan disimpan di dalam *database*.



Gambar 9 Halaman Absen

3.1.4 Halaman Riwayat Absensi

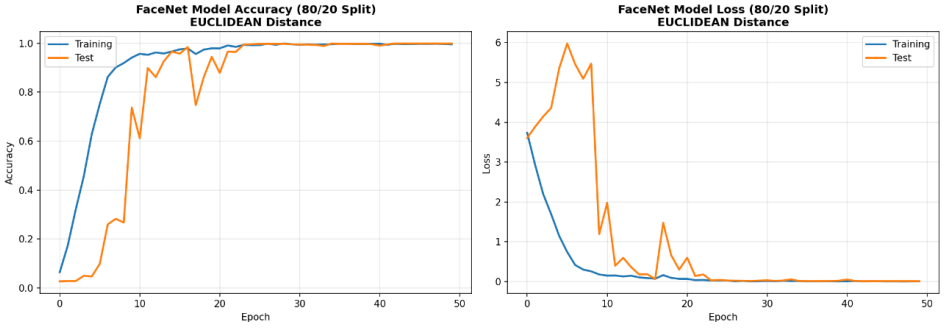
Halaman riwayat absensi seperti Gambar 10 menampilkan tabel kehadiran yang telah tersimpan di *database*. Pengguna dapat memfilter data berdasarkan bulan dan tahun, sehingga memudahkan dalam memeriksa riwayat kehadiran pada periode tertentu.



Gambar 10 Halaman Riwayat Absensi

3.2 Hasil Training Model FaceNet

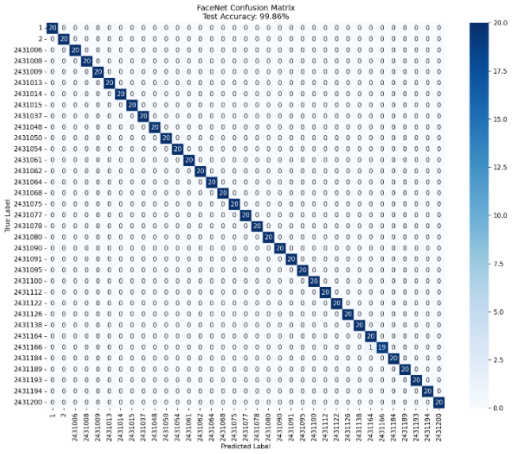
Model *FaceNet* digunakan untuk mengubah gambar wajah menjadi bentuk angka berupa vektor *embedding* yang memiliki dimensi 128. Nilai vektor *embedding* ini menjadi dasar penghitungan tingkat kesamaan antara dua wajah dengan menggunakan metrik jarak *Euclidean*. Jika nilai jaraknya semakin kecil, maka kemungkinan kedua wajah tersebut berasal dari orang yang sama semakin besar. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 3.500 gambar wajah dari 35 orang, terbagi menjadi 80% untuk latihan dan 20% untuk pengujian. Selama proses pelatihan, diaplikasikan mekanisme *Early Stopping* yang bisa menghentikan pelatihan secara otomatis jika akurasi validasi tidak meningkat dalam beberapa tahap pelatihan (*epoch*). Pelatihan direncanakan berlangsung selama 100 *epoch*, namun berhenti lebih dulu pada *epoch* ke-50 karena model sudah mencapai titik konvergensi. Pada tahap tersebut, model menunjukkan performa terbaik dengan akurasi pelatihan mencapai 0,99 dan akurasi validasi tertinggi 0,9986, sedangkan nilai loss turun hingga sekitar 0,01. Angka akurasi dan *loss* ini menunjukkan bahwa model sudah belajar dengan baik dan tidak mengalami *overfitting* seperti tersaji pada Gambar 11.



Gambar 11 Grafik Akurasi dan Loss Model FaceNet Selama Training

Gambar 11 menampilkan grafik hasil pelatihan model yang menunjukkan hubungan antara akurasi dan loss pada data pelatihan dan data validasi. Grafik tersebut menunjukkan peningkatan akurasi yang terus meningkat dan penurunan *loss* yang stabil di kedua jenis data tanpa ada perbedaan yang berarti. Hal ini menunjukkan bahwa proses pelatihan model berjalan dengan baik dan model mampu menggeneralisasi terhadap data baru secara efektif.

Evaluasi kinerja model dilakukan dengan menggunakan metrik *confusion matrix*, yang terlihat pada Gambar 12. *Confusion matrix* digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali wajah seseorang secara tepat. Setiap baris pada matriks menunjukkan label sebenarnya, sedangkan setiap kolom menunjukkan prediksi yang diberikan oleh model. Hasil uji menunjukkan bahwa sebagian besar nilai berada di bagian tengah utama matriks, yang menandakan bahwa hampir semua gambar wajah berhasil dikenali dengan benar. Hanya ada sedikit kesalahan klasifikasi yang jumlahnya sangat kecil dibandingkan seluruh data yang digunakan.



Gambar 12 *Confusion Matrix*

Dari hasil pengujian, model *FaceNet* mencapai akurasi sebesar 99,86% dan nilai *loss* sebesar 0,0157. Angka tersebut menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang sangat rendah dalam mengenali wajah. Selain itu, evaluasi juga dilakukan dengan menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai performa model secara menyeluruh pada setiap orang.

Hasil *classification report* menunjukkan bahwa untuk 10 orang pertama dari total 35 orang, nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* seluruhnya mencapai 1,00 (100%), seperti yang ditampilkan pada Gambar 13.

```
Test Accuracy: 0.9986 (99.86%)
Test Loss: 0.0157

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     2431122       1.00      1.00      1.00        20
     2431126       1.00      1.00      1.00        20
     2431138       1.00      1.00      1.00        20
     2431164       0.95      1.00      0.98        20
     2431166       1.00      0.95      0.97        20
     2431184       1.00      1.00      1.00        20
     2431189       1.00      1.00      1.00        20
     2431193       1.00      1.00      1.00        20
     2431194       1.00      1.00      1.00        20
     2431200       1.00      1.00      1.00        20

    accuracy                           1.00       700
   macro avg       1.00      1.00      1.00       700
weighted avg       1.00      1.00      1.00       700
```

Gambar 13 *Classification Report* untuk 10 Orang Pertama

Secara keseluruhan, nilai rata-rata makro dan rata-rata tertimbang mencapai tingkat presisi 1,00, *recall* 1,00, dan *F1-score* 1,00, yang menunjukkan performa model hampir sempurna. Meskipun terjadi penurunan kecil pada recall dan presisi di dua orang (2431164 dan 2431166), secara umum performa model tetap sangat baik dan stabil di semua orang. Hal ini menunjukkan bahwa model *FaceNet* mampu melakukan identifikasi wajah secara baik.

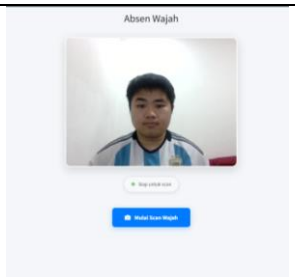
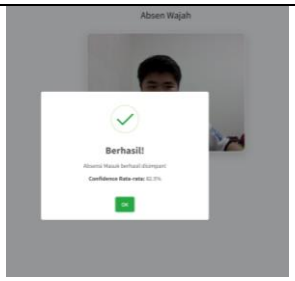
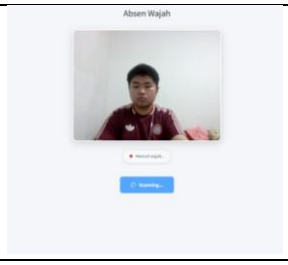
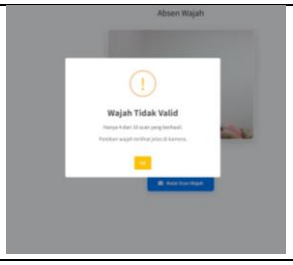
Meski hasil pelatihan menunjukkan angka akurasi dan ukuran evaluasi yang sangat bagus, hasil itu tetap harus dilihat dengan hati-hati. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan dalam kondisi yang cukup terkontrol, sehingga variasi cahaya, ekspresi wajah, dan latar belakang masih terbatas. Kondisi ini memungkinkan model berjalan dengan baik saat diuji di lingkungan lokal, tetapi bisa mengurangi kinerjanya ketika digunakan di lingkungan nyata yang lebih bervariasi. Oleh karena itu, meskipun *FaceNet* terbukti efektif dalam penelitian ini, masih perlu dilakukan pengujian lebih lanjut dengan kondisi yang lebih beragam agar sistem tersebut dapat dipercaya secara umum.

3.3 Pengujian Model FaceNet

Setelah pelatihan model *FaceNet* selesai, model tersebut diintegrasikan ke dalam aplikasi web absensi yang menggunakan *Flask* untuk diuji langsung. Pengujian dilakukan secara lokal dengan menjalankan *database phpmyadmin* dan menjalankan file *app.py*, yang akan mengaktifkan server *Flask* dan membuka sistem *web*. Setelah pengguna melakukan login, sistem menampilkan halaman utama, pengguna bisa melihat halaman kehadiran, dan halaman absensi. Saat membuka halaman absensi, web akan mengaktifkan kamera *laptop* untuk melakukan proses absensi menggunakan algoritma *Haar Cascade*.

Proses deteksi dilakukan dengan pemindaian wajah sebanyak sepuluh kali secara cepat. Jika wajah berhasil terdeteksi dengan tingkat kepercayaan di atas 80%, maka gambar wajah dikirim ke model *FaceNet* untuk dilakukan proses pengenalan. Jika hasil pengenalan cocok dengan data yang tersimpan di *database*, sistem akan menampilkan notifikasi “Berhasil” dan mencatat data kehadiran secara otomatis. Jika *confidence* terlalu rendah atau wajah tidak terdeteksi dengan baik, sistem menampilkan pesan “Wajah Tidak Valid”. Hasil uji coba sistem ditampilkan pada Tabel 1, yang menunjukkan dua skenario pengujian dengan jarak pengambilan gambar yang berbeda.

Tabel 1 Hasil Pengujian Model

No	Gambar Uji	Gambar Hasil Uji	Jarak Pengujian	Hasil
1			Pengujian deteksi muka dengan jarak 30cm	Berhasil absen dengan confidence 82.5%
2			Pengujian deteksi muka dengan jarak 1 meter	Gagal absen, hanya terdeteksi 4 dari 10 kali scan

Berdasarkan Tabel nomor 1, terlihat bahwa sistem mampu mendeteksi dan mengenali wajah dengan baik ketika jaraknya kurang dari satu meter. Pada kondisi ini, proses pemindaian berjalan lancar, Gambar di kiri menunjukkan tampilan halaman absensi saat wajah terdeteksi dengan keterangan "Wajah terdeteksi", sedangkan Gambar di kanan menampilkan tampilan setelah proses selesai dengan modal "Berhasil Absen". Hasil pengenalan menunjukkan nilai confidence yang cukup yaitu sebesar 82,5%.

Di sisi lain, pada tabel nomor 2 pengujian dengan jarak sekitar 1 meter, performa model mengalami penurunan yang cukup signifikan. Gambar di kiri menunjukkan tampilan saat proses deteksi, di mana teks "Wajah tidak terdeteksi" muncul karena algoritma *Haar Cascade* tidak berhasil menemukan fitur wajah secara jelas. Setelah melakukan pemindaian sepuluh kali, hanya empat kali wajah berhasil dikenali sebagian, sehingga sistem menampilkan modal "Wajah Tidak Valid" seperti pada Gambar di kanan. Hasil ini menunjukkan bahwa jarak pengambilan gambar berdampak langsung terhadap kinerja model.

3.4 Pembahasan

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, sebagian besar studi yang menerapkan *FaceNet* mengikuti konfigurasi standar arsitektur *FaceNet* dengan ukuran input 160×160 piksel, sebagaimana digunakan pada penelitian [16]. Pendekatan tersebut bertujuan menjaga detail fitur wajah agar akurasi pengenalan tetap stabil.

Dalam penelitian ini, ukuran gambar dikurangi menjadi 80×80 piksel, tetapi hasil pelatihan masih mencapai akurasi yang sangat baik. Ini menunjukkan bahwa *FaceNet* masih bisa menghasilkan *embedding* yang membedakan orang meskipun resolusi gambar lebih rendah, dalam skenario sistem absensi dengan kondisi terkontrol dan jarak pengambilan yang tidak terlalu jauh. Temuan ini memperkuat peran penelitian dalam menghadirkan sistem kehadiran yang lebih ringan secara komputasi tanpa mengurangi performa secara signifikan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pelatihan, evaluasi, dan pengujian yang sudah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model *FaceNet* memiliki kemampuan pengenalan wajah yang sangat baik. Proses pelatihan dilakukan dengan *dataset* yang terdiri dari 3.500 gambar wajah dari 35 orang, terbagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Hasilnya menunjukkan performa yang optimal dengan akurasi pengujian mencapai 99,86% dan nilai loss sebesar 0,0157. Angka ini menunjukkan bahwa model berhasil belajar dengan baik, mampu menggeneralisasi data tanpa mengalami *overfitting*.

Evaluasi menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi. Mayoritas hasil prediksi benar berada di bagian diagonal utama *confusion matrix*, artinya hampir semua wajah berhasil dikenali dengan tepat. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* rata-ratanya mendekati 100%, menunjukkan bahwa model *FaceNet* mampu mengenali identitas wajah secara konsisten dan akurat untuk semua orang yang diuji. Pada tahap pengujian sistem, model *FaceNet* yang telah dilatih berhasil diintegrasikan dengan aplikasi web absensi berbasis *Flask* yang menggunakan *Haar Cascade* sebagai alat deteksi wajah.

Pengujian dilakukan secara lokal dan menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali wajah dengan tingkat *confidence* mencapai 82.5% pada jarak sekitar 30 cm. Namun, performa deteksi menurun ketika jaraknya mencapai sekitar satu meter, di mana hanya sebagian kecil gambar yang berhasil terdeteksi secara akurat. Hal ini menunjukkan bahwa ukuran piksel gambar, jarak mempengaruhi tingkat keberhasilan deteksi wajah. Secara keseluruhan ukuran dataset 80x80 piksel masih bisa digunakan untuk melakukan absensi wajah dengan jarak yang dekat.

5. SARAN

Berdasarkan hasil pengujian model *FaceNet*, disarankan agar penelitian berikutnya untuk menambahkan mekanisme *anti-spoofing* agar bisa mencegah penggunaan foto atau video saat melakukan kehadiran. Menerapkan *anti-spoofing* bisa digunakan untuk mengetahui seberapa baik sistem bisa membedakan wajah asli dan wajah palsu, meskipun tetap memakai dataset berukuran 80×80 piksel. Pendekatan seperti mendeteksi gerakan kedip mata, menganalisis tekstur wajah, atau menggunakan model *liveness* bisa dinilai untuk melihat apakah ukuran gambar tersebut masih mampu memberikan hasil yang bagus. Dengan menambahkan fitur ini, sistem absensi diharapkan lebih aman dan tetap berjalan lancar meskipun menggunakan gambar beresolusi rendah.

UCAPAN TERIMA KASIH

Dengan rasa hormat, penulis menyampaikan terima kasih kepada Tim Redaksi Jurnal Teknika Politeknik Negeri Sriwijaya telah memberi kesempatan sehingga karya ini dapat terbit sebagai bentuk kontribusi dalam bidang ilmiah.

DAFTAR PUSTAKA

[1] O. Sanli and B. Ilgen, "Face detection and recognition for automatic attendance system," in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, Springer Verlag, 2018, pp. 237–245. doi: 10.1007/978-3-030-01054-6_17.

[2] K. Shah, D. Bhandare, and S. Bhirud, "Face Recognition-Based Automated Attendance System," in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, Springer, 2021, pp. 945–952. doi: 10.1007/978-981-15-5113-0_79.

[3] S. Huang and H. Luo, "Attendance System Based on Dynamic Face Recognition," in *Proceedings - 2020 International Conference on Communications, Information System and Computer Engineering, CISCE 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jul. 2020, pp. 368–371. doi: 10.1109/CISCE50729.2020.00081.

[4] M. Srivastava, A. Kumar, A. Dixit, and A. Kumar, "Real Time Attendance System Using Face Recognition Technique," in *2020 International Conference on Power Electronics and IoT Applications in Renewable Energy and its Control, PARC 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Feb. 2020, pp. 370–373. doi: 10.1109/PARC49193.2020.236628.

[5] A. Yulianto, W. Andreas, and S. Sabariman, "Perancangan Prototype Brankas Menggunakan Sistem Pengenalan Wajah Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Telcomatics*, vol. 8, no. 1, p. 10, Jun. 2023, doi: 10.37253/telcomatics.v8i1.7852.

[6] K. Alhanaee, M. Alhammadi, N. Almenhali, and M. Shatnawi, "Face recognition smart attendance system using deep transfer learning," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2021, pp. 4093–4102. doi: 10.1016/j.procs.2021.09.184.

[7] D. Sunaryono, J. Siswantoro, and R. Anggoro, "An android based course attendance system using face recognition," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 33, no. 3, pp. 304–312, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.jksuci.2019.01.006.

[8] Chi Nhan Duong, Ibsa Jalata, and Kha Gia Quach, *2019 IEEE 10th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS) : proceedings : Tampa, Florida, USA 23-26 September 2019*. IEEE, 2019. doi: 10.1109/BTAS46853.2019.9185981.

[9] F. Schroff, D. Kalenichenko, and J. Philbin, "FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering," Jun. 2015, doi: 10.1109/CVPR.2015.7298682.

[10] M. Ilham, M. Yusuf Mappeasse, and A. Rahman Patta, "Pengembangan Fitur Absensi Pengenalan Wajah Menggunakan Model Facenet pada Aplikasi Buku Tamu Desa," *Computer, Information, Embedded, Network, and Intelligence System*, vol. 3, no. 1, p. 2025, 2025, doi: 10.61220/scientist.v3i1.20252.

[11] B. M. Susanto *et al.*, "Face recognition using haar cascade classifier and FaceNet (A case study: Student attendance system)," *International Journal of Informatics and Communication Technology*, vol. 13, no. 2, pp. 272–284, Aug. 2024, doi: 10.11591/ijict.v13i2.pp272-284.

[12] D. Mantara Sakti, W. Sudoro Murti, A. Kurniasari, and J. Rosid, "Face recognition dengan metode Haar Cascade dan Facenet," *Indonesian Journal of Data and Science (IJODAS)*, vol. 3, no. 1, pp. 30–34, 2022, doi: 10.56705/ijodas.v3i1.38.

[13] S. L, S. P, S. K, V. V, and T. S. R, "Real-time Face Recognition Using FaceNet and Haar Cascade for Door Monitoring," 2024. doi: 10.36948/ijfmr.2024.v06i02.16567.

[14] D. I. Mulyana *et al.*, "PENERAPAN FACE RECOGNITION DENGAN ALGORITMA HAAR CASCADE UNTUK SISTEM ABSENSI PADA YAYASAN PUSAT PENGEMBANGAN ANAK JAKARTA," 2023, doi: 10.36312/jcm.v3i3.1284.

[15] P. Kenda and A. Witanti, "Sistem Presensi Berbasis Wajah Dengan Metode Haar Cascade," 2023. doi: 10.24002/konstelasi.v1i2.4305.

[16] M. A. Syarif and W. Gunawan, "INTERNATIONAL JOURNAL ON INFORMATICS VISUALIZATION journal homepage : www.joiv.org/index.php/joiv INTERNATIONAL JOURNAL ON INFORMATICS VISUALIZATION Attendance System Leveraging Haar Cascade Detection and CNN-Based Facenet Recognition Technology," 2024. doi: 10.62527/joiv.9.2.2464.

[17] P. Pratama Hendri, "PENGEMBANGAN APLIKASI EMOTION RECOGNITION DAN FACIAL RECOGNITION MENGGUNAKAN ALGORITMA LOCAL BINARY PATTERN HISTOGRAM (LBPH) DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 9, no. 1, pp. 49–55, 2023, doi: 10.54914/jtt.v9i1.613

[18] H. Ben Fredj, S. Bouguezzi, and C. Souani, "Face recognition in unconstrained environment with CNN," *Visual Computer*, vol. 37, no. 2, pp. 217–226, Feb. 2021, doi: 10.1007/s00371-020-01794-9.