

Sistem Deteksi dan Pengenalan Wajah *Real-Time* dengan *Haar Cascade* dan CNN Untuk Otomatisasi Kehadiran Mahasiswa

Automated Student Attendance System Based on Real-Time Face Detection and Recognition Using Haar Cascade and CNN

Noorman Rinanto¹, Raevalita Andini Putri², Mirza Ardiana³, Agus Khumaidi⁴, Evi Nafiatus Sholikhah⁵, Riko Satrya Fajar Jaelani Putra⁶

^{1,2,4,6}Program Studi Teknik Otomasi, Jurusan Teknik Kelistrikan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Jalan Teknik Kimia, Kampus ITS Sukolilo, Surabaya 60111, Indonesia

³Program Studi Manajemen Bisnis, Jurusan Teknik Bangunan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Jalan Teknik Kimia, Kampus ITS Sukolilo, Surabaya 60111, Indonesia

⁵Program Studi Teknik Keselamatan dan Kesehatan Kerja, Jurusan Teknik Permesinan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Jalan Teknik Kimia, Kampus ITS Sukolilo, Surabaya 60111, Indonesia

email: *¹noorman.rinanto@ppns.ac.id, ²raevalitaandini@student.ppns.ac.id, ³mirzaardiana@ppns.ac.id, ⁴aguskhumaidi@ppns.ac.id, ⁵evinafiatus@ppns.ac.id, ⁶riko.satriya@ppns.ac.id

Informasi Artikel

Dikirim, 15 Mei 2025
Diterima, 18 November 2025
Diterbitkan, 5 Desember 2025

Kata Kunci :

Face Recognition, CNN, Haar Cascade, Absensi, Edge Computing, Jetson Nano

Keyword :

Face Recognition, CNN, Haar Cascade, Attendance, Edge Computing, Jetson Nano

ABSTRAK

Penelitian ini mengembangkan sistem absensi otomatis berbasis pengenalan wajah untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi pencatatan kehadiran mahasiswa. Sistem memanfaatkan metode *Haar Cascade* untuk deteksi wajah dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi identitas. Dataset terdiri dari 1.000 citra wajah dari 10 mahasiswa dengan berbagai variasi, dibagi menjadi data latih dan validasi. Model CNN dirancang dengan arsitektur sederhana dan menghasilkan akurasi validasi sebesar 99%, serta precision, recall, dan F1-score rata-rata 0,99. Implementasi *real-time* menggunakan Jetson Nano dan kamera CCTV menunjukkan akurasi rata-rata 93%. Hasil ini membuktikan bahwa integrasi *Haar Cascade* dan CNN pada perangkat edge computing mampu menghasilkan sistem absensi yang praktis, efisien, dan layak diterapkan di lingkungan perkuliahan.

ABSTRACT

This study developed an automatic attendance system based on face recognition to enhance the efficiency and accuracy of student presence recording. The system utilizes the Haar Cascade method for face detection and Convolutional Neural Network (CNN) for identity classification. The dataset consists of 1,000 facial images from 10 students with various lighting conditions, expressions, and head angles, divided into training and validation sets. The CNN model, built with a simple architecture, achieved 99% validation accuracy with average precision, recall, and F1-score of 0.99. Real-time implementation using Jetson Nano and CCTV cameras yielded an average accuracy of 93%. These results demonstrate that integrating Haar Cascade and CNN on edge computing devices can produce a practical, efficient, and cost-effective attendance system suitable for classroom environments.

1. PENDAHULUAN

Pemanfaatan teknologi informasi saat ini memiliki peran yang sangat penting, seiring dengan kemajuan teknologi yang semakin pesat dan canggih. Berbagai aspek kehidupan telah mengintegrasikan teknologi informasi dalam aktivitas sehari-hari, baik dalam dunia bisnis, pendidikan, kesehatan, pemerintahan, maupun sektor lainnya [1]. Perangkat elektronik berbasis teknologi modern dirancang untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas dalam berbagai aktivitas sehari-hari, membantu optimalisasi waktu serta produktivitas. Salah satu inovasi yang berkembang pesat adalah sistem pengenalan wajah (*face recognition*), yang kini banyak digunakan dalam sistem keamanan dan kontrol akses. [2].

Absensi mahasiswa merupakan salah satu kegiatan administratif penting dalam proses perkuliahan, karena berhubungan langsung dengan evaluasi akademik dan tingkat kehadiran. Absensi memiliki fungsi yang sangat penting dalam dunia kerja, salah satunya adalah sebagai dasar penilaian tingkat kedisiplinan dan kerajinan pegawai berdasarkan banyak atau sedikitnya cuti yang diambil. Selain itu, absensi juga digunakan untuk mengetahui jam masuk maupun hari kerja pegawai. Namun, proses absensi yang masih dilakukan secara manual dinilai kurang efektif karena memberikan peluang terjadinya kecurangan [3]. Kondisi ini mendorong perlunya sistem absensi otomatis yang mampu mengidentifikasi kehadiran mahasiswa secara cepat, akurat, dan efisien.

Salah satu teknologi yang banyak digunakan dalam sistem absensi otomatis adalah pengenalan wajah (*face recognition*). Berbagai penelitian sebelumnya telah mengembangkan metode pengenalan wajah berbasis *Haar Cascade* untuk deteksi wajah [4] [5] maupun metode berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi wajah [6]. Namun, sebagian besar penelitian tersebut hanya menguji performa algoritma secara terpisah, atau membutuhkan perangkat dengan spesifikasi tinggi dan komputasi berbasis *cloud*, sehingga kurang efisien untuk implementasi di ruang kuliah.

Dalam deteksi visual, metode *Haar Cascade* sering digunakan karena cepat dan ringan dalam mendeteksi wajah. Algoritma ini mengandalkan fitur Haar dan klasifikasi berjenjang untuk menemukan pola wajah dalam citra. Namun, *Haar Cascade* hanya berfungsi untuk deteksi tanpa mengenali identitas, sehingga pendekatan *deep learning* seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) diterapkan untuk pengenalan wajah, karena mampu mengekstraksi fitur kompleks dengan akurasi tinggi. *Face recognition* merupakan teknik biometrik untuk mengenali wajah sebagai simbol identitas dengan memanfaatkan perangkat yang terkomputerisasi.[7]

Penelitian ini mengembangkan sistem pengenalan wajah dengan mengintegrasikan *Haar Cascade* dan CNN pada komputer lokal. Kamera standar digunakan untuk menangkap citra wajah, yang kemudian diproses secara lokal untuk deteksi dan identifikasi. Pendekatan ini dirancang agar sistem tetap efisien, terjangkau, dan mudah diterapkan dalam berbagai lingkungan yang membutuhkan identifikasi visual berbasis kamera.

Penelitian ini menunjukkan masih terbatasnya sistem absensi otomatis yang mengintegrasikan deteksi wajah berbasis *Haar Cascade* dengan CNN untuk pengenalan identitas secara *real-time* pada perangkat edge computing berbiaya rendah, tanpa ketergantungan pada server eksternal atau koneksi internet.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan membangun sistem absensi mahasiswa yang mengandalkan teknologi pengenalan wajah sebagai solusi otomatisasi proses kehadiran. Sistem ini memanfaatkan metode *Haar Cascade* untuk mendeteksi wajah dan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengenali identitas mahasiswa secara akurat. Implementasinya dilakukan secara *real-time* pada perangkat Jetson Nano, dengan kamera berfungsi sebagai sensor visual utama, sehingga memungkinkan pengoperasian mandiri tanpa koneksi internet.

Untuk menilai efektivitas sistem, dilakukan evaluasi kinerja melalui pengukuran metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Selain itu, sistem diuji langsung dalam lingkungan ruang kuliah guna memastikan keandalannya dalam kondisi nyata. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah menghadirkan solusi absensi yang praktis, efisien, dan ekonomis, dengan mengintegrasikan teknologi *computer vision* dan *deep learning* pada perangkat *edge*. Diharapkan, sistem ini mampu meningkatkan ketepatan pencatatan kehadiran serta meminimalkan kebutuhan intervensi manual dalam proses absensi mahasiswa.

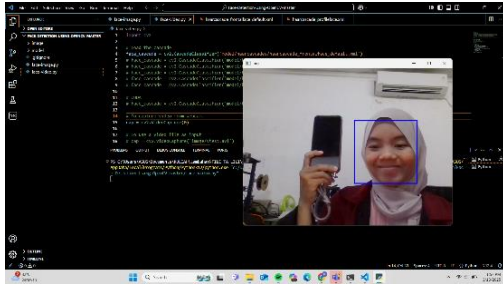
Adapun kontribusi penelitian ini adalah sebagai berikut: Sistem yang diusulkan mengimplementasikan metode *Haar Cascade* dengan CNN yang dijalankan pada *Edge Device* yang lebih praktis untuk pengenalan wajah pada mesin absensi mahasiswa, Sistem ini diaplikasikan secara *real-time* di ruangan kelas dengan menggunakan dataset wajah mahasiswa, Dengan menggunakan *mini computer* menjadikan sistemnya berbiaya murah dan rendah konsumsi daya listrik.

1.1 *Haarcascade*

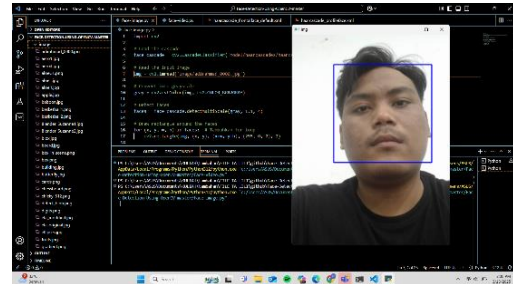
Haar Cascade adalah algoritma pembelajaran mesin untuk mendeteksi objek yang diusulkan oleh Paul Viola dan Michael Jones pada tahun 2001[4]. *Haar Cascade Classifier* dari OpenCV untuk mendeteksi wajah secara *real-time*. Metode ini memanfaatkan fitur *Haar* yang mengenali pola kontras khas wajah manusia. Proses deteksi dilakukan dengan *cascade classifier* yang diperkuat oleh AdaBoost untuk meningkatkan akurasi. Algoritma *Haar Cascade* digunakan untuk mendeteksi wajah seseorang secara *real-time*. Metode ini mampu mengidentifikasi objek dengan cepat, termasuk wajah manusia. Salah satu keunggulan utama *Haar Cascade Classifier* adalah efisiensi komputasi, karena proses deteksinya hanya bergantung pada jumlah piksel dalam citra, sehingga ringan dan cepat dijalankan. [5].

Algoritma Haar menggunakan pendekatan statistik dalam proses deteksi wajah dengan memanfaatkan *Haar-like features*. *Classifier* ini bekerja dengan gambar berukuran tetap (umumnya 24×24 piksel) dan menggunakan *sliding window* berukuran sama untuk memindai seluruh gambar, mencari pola yang menyerupai wajah. [8].

Pada penelitian ini, *Haar Cascade* digunakan untuk mendeteksi wajah secara *real-time* dari video kamera dengan *haar_cascade_frontalface_default.xml*. Deteksi dilakukan dengan keunggulan utama yaitu cepat, ringan, dan efektif pada kondisi normal. Gambar 1 merupakan percobaan testing *Haar Cascade* secara *real-time* menggunakan masukan dari kamera video, sedangkan Gambar 2 percobaan *Haar Cascade* menggunakan masukan menggunakan citra atau gambar.



Gambar 1. Percobaan Testing Haar Cascade Secara Real Time Menggunakan Video

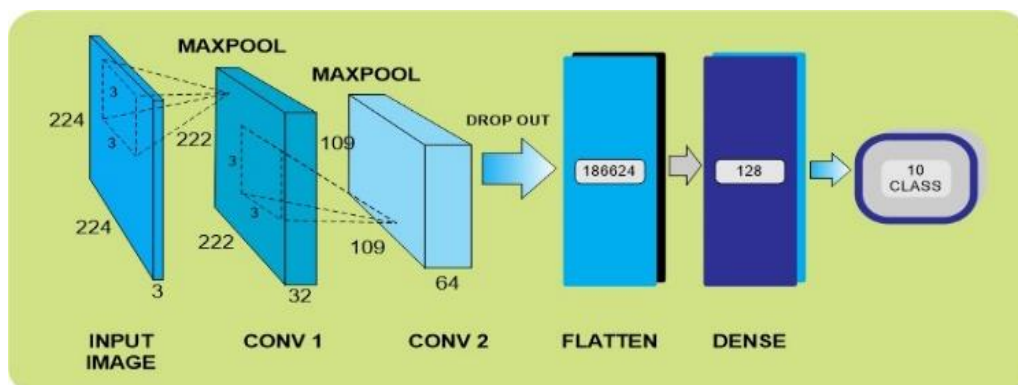


Gambar 2. Percobaan Testing Haar Cascade Menggunakan Masukan Berupa Gambar

1.2 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN *Convolutional Neural Network* adalah varian dari jaringan saraf tiruan standar yang secara khusus dikembangkan untuk menangani data sekuensial seperti citra [9]. *Convolutional Neural Network* salah satu metode klasifikasi dalam *deep learning* yang menggunakan lapisan konvolusi untuk menerapkan filter pada input. CNN terdiri dari dua tahap utama: *feature learning* dan *classification*. Pada tahap *feature learning*, model memproses data melalui *convolution layer*, fungsi aktivasi ReLU, serta *pooling layer* untuk mengekstraksi fitur penting. Sedangkan tahap *classification* melibatkan proses *flattening*, *fully-connected layer*, dan prediksi akhir. CNN beroperasi dengan dua mekanisme utama, yaitu *feedforward* untuk propagasi data maju dan *backpropagation* untuk mengoptimalkan pembelajaran model. Setiap tahapan dalam proses memiliki masukan dan keluaran berupa array yang disebut *feature map* [10]. Sebagai jaringan saraf tiruan *deep feedforward*, CNN banyak digunakan dalam *computer vision* karena kemampuannya mengenali pola dalam citra secara bertahap melalui lapisan-lapisan *neurons* yang saling terhubung [6]. Selain itu Convolutional Neural Network (CNN) merupakan pengembangan dari metode *Multi-Layer Perceptron* (MLP) yang dirancang khusus untuk mengolah data berdimensi dua. Konsep CNN berakar pada pemodelan *Artificial Neural Network* (ANN) dan banyak digunakan dalam bidang *image recognition* maupun *video recognition* [11]. Proses klasifikasi wajah dengan metode CNN yang digunakan pada penelitian ini mempunyai arsitektur seperti ditunjukkan pada Gambar 3.

Penelitian ini menggunakan model gambar yang digunakan dalam pelatihan memiliki ukuran 224×224 piksel dan terdiri dari tiga saluran warna (RGB). Arsitektur CNN yang dirancang dalam penelitian ini terdiri atas dua buah lapisan konvolusi yang masing-masing diikuti oleh proses pooling, kemudian dilanjutkan dengan flatten untuk meratakan data, dan ditutup dengan *fully connected layer* sebagai tahap klasifikasi. Setiap lapisan dibuat dengan tujuan untuk mengekstrak ciri-ciri gambar secara bertahap, mulai dari fitur sederhana seperti garis atau tepi, hingga pola wajah yang lebih kompleks. CNN terbagi menjadi dua bagian utama, yaitu *Feature Extraction Layer* dan *Fully Connected Layer* [12].



Gambar 3. Arsitektur Model CNN

1.3 Open CV

OpenCV dirancang untuk pengolahan citra dinamis secara *real-time*, memungkinkan komputer mengenali dan memahami objek seperti manusia. Dengan menerapkan metode *Computer Vision*, OpenCV membantu sistem mengambil keputusan dan menjalankan aksi berdasarkan objek yang terdeteksi [13]. Pustaka ini ditulis dalam bahasa pemrograman C++ dan menyediakan binding untuk berbagai bahasa lain seperti Python, Java, dan MATLAB. Open Computer Vision (OpenCV) sendiri merupakan library open source yang tujuannya dikhususkan untuk melakukan pengolahan citra. Maksudnya adalah agar komputer mempunyai kemampuan yang mirip dengan cara pengolahan visual pada manusia. OpenCV telah menyediakan banyak algoritma visi komputer dasar. OpenCV juga menyediakan modul pendeteksian objek yang menggunakan algoritma Viola Jones [14]. OpenCV digunakan untuk menangkap citra dari kamera, menerapkan *Haar Cascade* dalam deteksi wajah, serta menampilkan hasil deteksi dan identifikasi wajah secara *real-time*. Adapun kode program *Haar Cascade Classifier* yang digunakan untuk menampilkan antarmuka OpenCV yang memperlihatkan deteksi wajah dengan tingkat *confidence* sebesar $\geq 90\%$ seperti ditunjukkan pada Kode 1.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan yang disusun secara sistematis untuk memastikan alur penelitian berjalan terarah. Tahapan tersebut meliputi pemilihan perangkat keras dan lunak, penyusunan dataset, preprocessing citra wajah, perancangan arsitektur CNN, pelatihan model, implementasi sistem secara *real-time*, serta evaluasi performa. Setiap tahapan dirancang agar dapat saling mendukung, mulai dari input data hingga pengujian sistem, sehingga menghasilkan solusi absensi otomatis yang praktis dan akurat.

2.1. Alat dan Bahan

Sistem ini dijalankan menggunakan Jetson Nano sebagai perangkat komputasi utama dengan spesifikasi Quad-Core ARM Cortex-A57 CPU, 128-core Maxwell GPU, dan RAM 108 GB. Sensor visual berupa kamera CCTV Hikvision dengan resolusi 640×480 piksel dan frame rate 30 fps digunakan untuk menangkap citra wajah mahasiswa secara *real-time*. Perangkat lunak yang digunakan adalah Python 3.10, dengan pustaka OpenCV untuk deteksi wajah dan *TensorFlow/Keras* untuk pelatihan serta implementasi model CNN.

```
import cv2

# Load Haar Cascade Classifier
face_cascade=
cv2.CascadeClassifier('haarcascade_frontalface_default.xml')

# Capture video dari kamera
cap = cv2.VideoCapture(0)

while True:
    ret, frame = cap.read()
    gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

    # Deteksi wajah
    faces = face_cascade.detectMultiScale(gray, 1.3, 5)

    for (x, y, w, h) in faces:
        roi_face = frame[y:y+h, x:x+w]
        confidence = 0.90 # threshold 90%
        if confidence >= 0.90:
            label = "Face Recognized"
        else:
            label = "Unknown"
        cv2.rectangle(frame, (x, y), (x+w, y+h), (255, 0, 0), 2)
        cv2.putText(frame, label, (x, y-10),
                    cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.9, (0, 255, 0), 2)
        cv2.imshow("Face Detection", frame)

        if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
            break

cap.release()
cv2.destroyAllWindows()
```

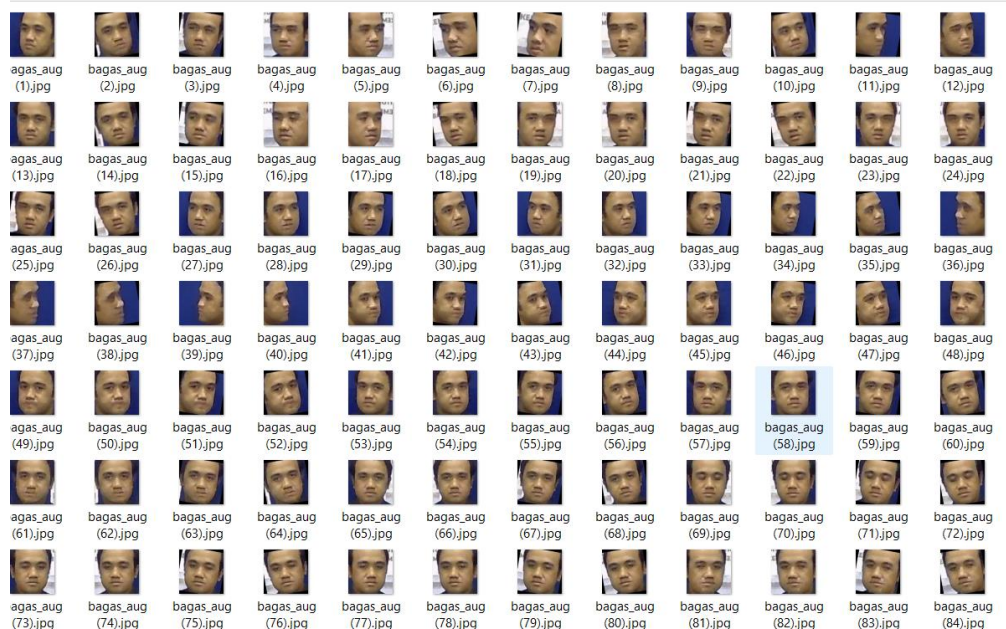
Kode 1. *Haar Cascade Classifier* menggunakan OpenCV

2.2. Dataset

Dataset yang digunakan terdiri dari 1.000 citra wajah milik 10 mahasiswa dan disimpan dalam 10 folder yang berbeda sesuai nama mahasiswa, dengan masing-masing mahasiswa menyumbang 100 citra. Variasi kondisi seperti pencahayaan dengan intensitas dari 60-250 lux, berbagai ekspresi wajah seperti (serius, senyum, sedih), dan sudut pengambilan gambar mulai 30°-90° dimasukkan agar model lebih robust. Semua citra disimpan dalam format RGB dengan resolusi 640×480 piksel. Dataset dibagi menjadi 80% untuk pelatihan, 10% untuk validasi dan 10% untuk pengujian, sehingga evaluasi dapat dilakukan dengan data yang tidak digunakan saat training.

2.3. Preprocessing

Sebelum dilatih pada model CNN, citra wajah terlebih dahulu melalui beberapa tahap preprocessing. Wajah dipotong (*cropping*) dari citra asli, kemudian diubah ukurannya menjadi 128×128 piksel agar sesuai dengan dimensi input CNN. Selanjutnya, nilai piksel dinormalisasi ke rentang 0–1 untuk mempercepat proses konvergensi model. Untuk meningkatkan variasi data, dilakukan augmentasi berupa rotasi ±15° dan *flipping* horizontal. *Preprocessing* yang tepat akan memberikan dampak positif terhadap performa model. Melalui tahap ini, fitur yang diinginkan pada citra dapat ditonjolkan sehingga lebih mudah dipelajari oleh model [15]. Hasil augmentasi dari citra-citra pada dataset ini seperti ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Sampel Citra Setelah di Augmentasi dari Dataset yang Digunakan

2.4. Model CNN

Arsitektur ini menggunakan dua lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur spasial dari citra wajah, masing-masing diikuti oleh lapisan *max pooling* untuk mereduksi dimensi. Lapisan *flatten* mengubah fitur multidimensi menjadi vektor satu dimensi yang kemudian diproses pada lapisan *dense* dengan 128 neuron. Untuk mengurangi risiko *overfitting*, ditambahkan lapisan *dropout* dengan rasio 0,5. Lapisan terakhir menggunakan *softmax* untuk mengklasifikasikan wajah ke dalam 10 kelas identitas mahasiswa. Arsitektur detail dari model CNN yang digunakan pada studi ini seperti ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Arsitektur CNN

Layer	Size dan Feature	Kernel Size	Stride	Activation
Input Image	224 × 224 × 3	-	-	-
Convolution 1	222 × 222 × 32	3 × 3	1	ReLU
Max Pooling	111 × 111 × 32	2 × 2	2	-
Convolution 2	109 × 109 × 64	3 × 3	1	ReLU
Max Pooling	54 × 54 × 64	2 × 2	2	-
Flatten	186624	-	-	-
Dense	128	-	-	ReLU
Dropout	0.5	-	-	-
Output	Fully Connected (10 Class)	-	-	Softmax

2.5. Prosedur Pelatihan

Model dilatih menggunakan optimizer Adam dengan *learning rate* 0,001. Jumlah epoch ditetapkan sebanyak 100 kali iterasi, dengan *batch size* sebesar 16 untuk menyeimbangkan akurasi dan kecepatan pelatihan. Selama proses training, sistem mempelajari representasi fitur wajah dari data latih, kemudian divalidasi dengan data uji sebesar 20% dari total dataset. Model yang diperoleh dari proses ini selanjutnya digunakan dalam tahap implementasi *real-time* untuk mengidentifikasi wajah mahasiswa.

2.6. Implementasi Real-Time

Pada tahap implementasi *real-time*, model CNN yang telah dilatih dimuat kembali untuk digunakan dalam pengenalan wajah. Label kelas diambil dari file labels.txt untuk mencocokkan hasil prediksi dengan identitas mahasiswa. Kamera diakses menggunakan OpenCV, sementara *Haar Cascade* digunakan untuk mendeteksi wajah dari setiap frame video. Ambang batas kepercayaan ditetapkan pada 90% untuk memastikan hasil pengenalan yang akurat. Parameter yang digunakan pada penelitian ini adalah berupa jarak antara objek dengan kamera. Potongan program dari implementasi *real-time* tersebut seperti ditunjukkan pada Kode 2.

```
# ==== Implementasi Real-Time ====  
  
# Load model CNN yang sudah dilatih  
model = load_model("train5/keras_Model.h5", compile=False)  
  
# Load label kelas (identitas mahasiswa)  
class_names = open("train5/labels.txt", "r").readlines()  
  
# Setup kamera (gunakan webcam lokal)  
camera = cv2.VideoCapture(0)  
  
# Load Haar Cascade untuk deteksi wajah  
face_cascade = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.harcascades +  
"haarcascade_frontalface_default.xml")  
  
# Threshold confidence untuk pengenalan wajah  
THRESHOLD = 0.90 # 90%
```

Kode 2. Implementasi Program *Real-Time Haar Cascade Classifier* dan CNN

2.7. Evaluasi

Evaluasi sistem dilakukan dengan mengukur akurasi, *precision*, *recall*, dan F1-score pada data validasi. Selain itu, sistem diuji dalam simulasi nyata di ruang kuliah dengan jumlah mahasiswa antara 5–20 orang selama 30 menit. Pengujian ini bertujuan untuk menilai kehandalan sistem dalam kondisi operasional sebenarnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini menyajikan hasil pengujian model serta implementasi sistem absensi otomatis berbasis deteksi dan pengenalan wajah. Analisis mencakup evaluasi akurasi, performa *real-time*, serta perbandingan dengan penelitian sebelumnya untuk menilai kehandalan dan efektivitas sistem yang dikembangkan.

3.1. Evaluasi Kinerja Model CNN

Melalui pengujian terhadap dataset berisi 1.000 gambar wajah dari 10 mahasiswa, model CNN menunjukkan kinerja yang sangat optimal. Laporan klasifikasi yang tercantum pada Tabel 2 memperlihatkan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 99%, dengan nilai rata-rata *precision*, *recall*, dan F1-score mencapai 0.99. Hasil ini mengindikasikan kemampuan model yang sangat tinggi dalam mengidentifikasi mahasiswa pada data validasi.

Analisis berdasarkan masing-masing kelas menunjukkan bahwa mayoritas identitas mahasiswa dikenali dengan *precision* dan *recall* sempurna (1.00). Hanya pada kelas Rayhan dan Valen terjadi sedikit penurunan *recall* (masing-masing 0.94 dan 0.93), yang kemungkinan disebabkan oleh perbedaan pencahayaan dan sudut pengambilan gambar wajah. Meski demikian, F1-score tetap tinggi di angka 0.97, menandakan bahwa model tetap tangguh dalam mengenali identitas mahasiswa secara konsisten.

Tabel 2. Hasil Pengujian Dengan Data Validasi

<i>Class/Name</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
ainul	1	1	1	15
bagas	1	1	1	15
bagus	1	1	1	15
erutan	1	1	1	15
ery	1	1	1	15
farhan	1	1	1	15
nanda	1	1	1	15
rayhan	0.94	1	0.97	15
valen	1	0.93	0.97	15
yoga	1	1	1	15
Accuracy			0.99	150
Macro avg	0.99	0.99	0.99	150
Weighted avg	0.99	0.99	0.99	150

3.2. Pengujian Real-Time

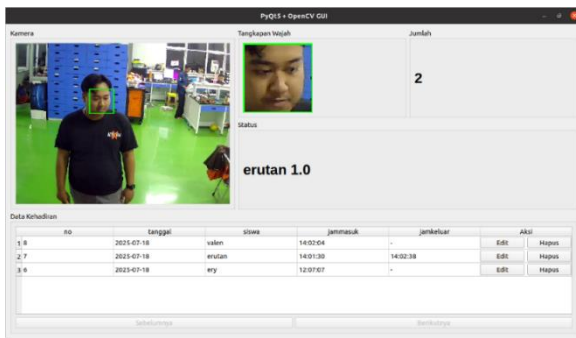
Model ini diintegrasikan untuk penggunaan *real-time* pada perangkat Jetson Nano dengan sumber input dari kamera CCTV Hikvision. Pengujian dilakukan di ruang perkuliahan selama 30 menit, dengan jumlah peserta antara 5 hingga 20 mahasiswa. Hasil pengujian pada sistem yang diusulkan ini seperti ditunjukkan pada Tabel 3. Berdasarkan hasil uji coba, sistem yang diusulkan mampu mendeteksi wajah dan mengenali identitas dengan tingkat akurasi rata-rata sebesar 93%. Kinerja sistem paling optimal saat kondisi pencahayaan cukup dan wajah menghadap langsung ke kamera, sementara efektivitasnya sedikit menurun ketika pencahayaan kurang atau mahasiswa mengenakan masker maupun kacamata. Selain itu, perbandingan akurasi pengujian dengan metode lain yang digunakan oleh Z. Syahputra [1] dan I. Maulana et. al [6] dengan menggunakan 20 sampel data dapat ditunjukkan pada Tabel 3. Dari data tersebut diketahui bahwa metode yang diusulkan mempunyai akurasi yang lebih baik dibanding dengan metode lainnya. Sedangkan tampilan aplikasi hasil pengujian *real-time* terhadap dua sampel data seperti ditunjukkan pada Gambar 5 dan Gambar 6.

Tabel 3. Hasil Pengujian *Real-Time* pada Sistem yang Diusulkan

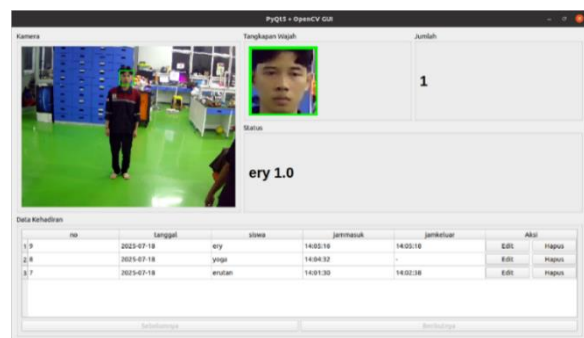
Jumlah Mahasiswa	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
5 orang	95%	94%	92%	93%
10 orang	94%	92%	90%	91%
15 orang	92%	90%	88%	89%
20 orang	91%	89%	87%	88%
Rata-rata	93%	91.25%	89.25%	90.25%

Tabel 4. Perbandingan Hasil Pengujian *Real-Time* dari yang Diusulkan dengan Metode Sebelumnya

Peneliti	Metode	Akurasi
Z. Syahputra [1]	Template Matching	90%
I. Maulana et. al [6]	VGG16	91.5%
Penelitian ini	CNN (2 Convolutional)	93%



Gambar 5. Hasil Pengujian dengan Nama Mahasiswa Erutan



Gambar 6. Hasil Pengujian dengan Nama Mahasiswa Ery

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi antara *Haar Cascade* untuk deteksi wajah dan CNN untuk identifikasi individu mampu menghasilkan sistem absensi otomatis dengan kinerja yang sangat baik. Salah satu keunggulan utama dari sistem ini adalah kemampuannya untuk beroperasi secara mandiri pada perangkat *edge computing* seperti Jetson Nano, tanpa memerlukan koneksi internet atau server eksternal. Hal ini menjadikan sistem lebih efisien, hemat biaya, dan mudah diterapkan di lingkungan ruang kuliah.

Dari hasil pengujian kinerja dari sistem yang diusulkan terhadap data citra validasi diperoleh akurasi rata-rata sebesar 99%, sedangkan untuk pengujian secara *real-time* terhadap 20 data sampel didapatkan hasil akurasi 93% lebih tinggi dari metode yang digunakan oleh Z. Syahputra [1] dan I. Maulana et. al [6] yang masing-masing secara berurutan mempunyai akurasi sebesar 91.5% dan 90%, hal tersebut membuktikan bahwa sistem yang diusulkan ini dapat berfungsi secara handal dalam situasi nyata dan lebih baik dibanding dengan metode sebelumnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. SYAHPUTRA, "Implementasi Deteksi Wajah pada Sistem Absensi Dengan Menerapkan Teknik Face Recognition," *Snastikom*, vol. 1, no. 01, pp. 337–341, 2022.
- [2] P. R. Baja; and A. S. Ani, "Jurnal Comasie," *Comasie*, vol. 6, no. 2, pp. 107–118, 2020.
- [3] A. E. Pramudit and M. B. Akbar, "Absensi Dengan Pengenalan Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Dan Euclidean Distance Attendance with face recognition using Convolutional Neural Network (CNN) and Euclidean Distance," *J. Info Digit*, vol. 2, no. 2, pp. 616–631, 2024.
- [4] S. Yulina, "Penerapan Haar Cascade Classifier dalam Mendeteksi Wajah dan Transformasi Citra Grayscale Menggunakan OpenCV," *J. Komput. Terap.*, vol. 7, no. 1, pp. 100–109, 2021.
- [5] R. J. Subita, Ihsan Hibatur Rahman, Muhamad Rizki Pratama, Arya Bima Fauzan, Angga Novka Alana, and Nunik Pratiwi, "Pengujian Identifikasi Jumlah Kerumunan Face Recognition Menggunakan Haar Cascade Clasifier," *J. Ilm. Multidisiplin*, vol. 2, no. 01, pp. 58–65, 2023.
- [6] I. Maulana, N. Khairunisa, and R. Mufidah, "Deteksi Bentuk Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn)," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3348–3355, 2024.
- [7] R. Fiddiyansyah, S. F. Ana Wati, A. S. Fitri, F. H. Zidane, and N. R. Kuslaila, "Analisis Dan Perancangan Sistem Presensi Mahasiswa Berbasis Teknologi Pengenalan Wajah Di Fakultas Ilmu Komputer Upn Veteran Jawa Timur," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 1, 2023.
- [8] P. Kenda, "Sistem Presensi Berbasis Wajah Dengan Metode Haar Cascade," *KONSTELASI Konvergensi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 419–429, 2021.
- [9] A. I. Pradana, "Deteksi Ketepatan Penggunaan Masker Wajah dengan Algoritma CNN dan Haar Cascade," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 3, pp. 2305–2316, 2022.
- [10] L. Alzubaidi et al., "Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions," *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, p. 53, 2021.
- [11] F. D. Sukma and R. Mukhaiyar, "Alat Pendeteksi Ekspresi Wajah Pada Pengendara Berbasis Image Processing," *JTEIN J. Tek. Elektro Indones.*, vol. 3, no. 2, pp. 364–373, 2022.
- [12] D. R. Priyambodo, I. Rachman, and R. Y. Adhitya, "Alat Bantu Inspeksi Penambat Rel Kereta Berdasarkan Klasifikasi Video Processing Berbasis YOLO CNN," *J. Conf. Autom.*, vol. 1, no. 2809, pp. 128–133, 2021.
- [13] R. H. P. Sejati and R. Mardhiyyah, "Deteksi Wajah Berbasis Facial Landmark," *J. Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 144–148, 2021.
- [14] D. A. Prasetya and I. Nurviyanto, "Deteksi wajah metode viola jones pada opencv menggunakan pemrograman python," *Simp. Nas. RAPI XI FT UMS*, pp. 18–23, 2012.
- [15] R. Artikel, J. E. Widyaya, and S. Budi, "Pengaruh Preprocessing Terhadap Klasifikasi Diabetic Retinopathy dengan Pendekatan Transfer Learning Convolutional Neural Network," vol. 7, no. April, pp. 110–124, 2021.