

# Development of AI-Based Public Safety System with Face Recognition Using CNN and SVM Models in Real-Time

Naila Ratu Alifa <sup>1\*</sup>, Yana Cahyana <sup>2\*</sup>, Rahmat <sup>3\*</sup>, Sutan Faisal <sup>4\*</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan, Karawang

[if21.nailaalifa@mhs.ubpkarawang.ac.id](mailto:if21.nailaalifa@mhs.ubpkarawang.ac.id) <sup>1</sup>, [yana.cahyana@ubpkarawang.ac.id](mailto:yana.cahyana@ubpkarawang.ac.id) <sup>2</sup>, [rahmat@ubpkarawang.ac.id](mailto:rahmat@ubpkarawang.ac.id) <sup>3</sup>,  
[sutan.faisal@ubpkarawang.ac.id](mailto:sutan.faisal@ubpkarawang.ac.id) <sup>4</sup>

---

## Article Info

### Article history:

Received 2025-04-27

Revised 2025-06-17

Accepted 2025-06-27

### Keyword:

*Artificial Intelligence,  
CNN,  
SVM,  
Gender Identification,  
Sexual Crimes.*

---

## ABSTRACT

Sexual crimes are an increasing problem, with many cases difficult to identify due to the limitations of existing surveillance systems. This study aims to develop an Artificial Intelligence (AI)-based system using Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM) for gender identification in order to support sexual crime investigations. The methods used include processing facial image datasets, training models using CNN for feature extraction, and SVM for gender classification. The results showed that the CNN model achieved an accuracy of 90.15%, while the SVM model only achieved an accuracy of 82.16%. Further evaluation with a confusion matrix showed that CNN was more accurate in classifying gender than SVM. With these results, the developed system has the potential to help authorities identify perpetrators of sexual crimes more quickly and accurately. The dataset used consists of 23,706 grayscale facial images of 48x48 pixels, with a balanced distribution of male and female samples. The CNN architecture includes three convolutional blocks and achieves 90.15% accuracy. Although designed for real-time operation, inference speed needs further validation using FPS or latency metrics on specific hardware platforms.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

---

## I. PENDAHULUAN

Kejahatan seksual merupakan permasalahan serius yang berdampak luas, baik bagi korban maupun masyarakat secara keseluruhan. Di Indonesia, angka kasus kekerasan seksual mengalami peningkatan setiap tahunnya. Berdasarkan laporan Komnas Perempuan tahun 2023, tercatat sebanyak

13.156 kasus kekerasan seksual yang mencakup berbagai bentuk kekerasan, mulai dari pelecehan verbal hingga pemeriksaan [1]. Salah satu kendala utama dalam menangani kasus ini adalah sulitnya mengidentifikasi pelaku, terutama ketika kejadian berlangsung di ruang publik yang padat. Meskipun teknologi pengawasan seperti *CCTV* telah diterapkan, keterbatasan dalam analisis rekaman sering kali menghambat efektivitas investigasi. Sebagai contoh, kasus pelecehan seksual yang terjadi di kereta *Commuter Line* menuju Stasiun Sudirman, Jakarta Pusat, pada 30 Juni 2022,

mengilustrasikan tantangan dalam mengidentifikasi pelaku. Kendati telah tersedia rekaman *CCTV* dan beberapa saksi, keterbatasan teknologi dalam analisis citra menyebabkan proses identifikasi tidak berjalan optimal. Kondisi ini menegaskan perlunya sistem pendukung investigasi yang lebih canggih dengan akurasi serta efisiensi yang lebih tinggi. *Artificial Intelligence (AI)* menawarkan solusi untuk meningkatkan efektivitas investigasi kejahatan seksual, terutama melalui penerapan *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Support Vector Machine (SVM)*. *CNN* memiliki kemampuan untuk mengekstraksi pola visual yang kompleks, seperti fitur wajah dan gerakan tubuh, sedangkan *SVM* digunakan untuk mengklasifikasikan *gender* berdasarkan karakteristik fisik tertentu. Studi yang dilakukan oleh Pulung Adi Nugroho menunjukkan bahwa *CNN* mampu mengenali ekspresi wajah manusia dengan tingkat akurasi mencapai 80%[2]. Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh Sri Suwarno menunjukkan bahwa *SVM* dapat memperkirakan

jenis kelamin individu berdasarkan sidik jari dengan tingkat akurasi 70,3% [3]. Dengan pemanfaatan teknologi ini, sistem berbasis *AI* diharapkan dapat meningkatkan ketepatan identifikasi pelaku kejahatan seksual, mempercepat proses investigasi, serta memberikan dukungan bagi aparat penegak hukum dalam pengambilan keputusan yang lebih efektif. Penerapan SVM dalam berbagai studi lain juga menunjukkan performa akurasi yang tinggi dalam klasifikasi data berdimensi besar, seperti pada sistem klasifikasi tanaman padi [4], dan analisis sentimen terhadap program Kampus Merdeka [5].

Dari perspektif sosial, gender merupakan konsep yang menggambarkan perbedaan peran, tanggung jawab, serta ekspektasi yang dibentuk oleh norma dan budaya Masyarakat [6]. Seiring dengan perkembangan teknologi, *AI* semakin banyak dimanfaatkan dalam berbagai sektor, termasuk pendidikan, kesehatan, dan industri. Model seperti Multilayer Perceptron (MLP), SVM, dan Decision Tree telah digunakan dalam berbagai skenario prediktif, salah satunya untuk memproyeksikan tingkat kelulusan mahasiswa [7]. Namun, di balik manfaat yang ditawarkan, *AI* juga berpotensi disalahgunakan, seperti dalam kasus deepfake yang memungkinkan pembuatan konten pornografi tanpa izin, sehingga meningkatkan risiko eksplorasi seksual [8]. Oleh sebab itu, diperlukan regulasi yang luas guna memastikan bahwa pengembangan dan penerapan *AI* dilakukan secara etis serta bertanggung jawab.

Dalam analisis citra digital, representasi visual dalam bentuk digital tersusun atas piksel-piksel yang memiliki nilai numerik yang menunjukkan tingkat kecerahan atau warna pada titik tertentu. Setiap piksel dalam format RGB terdiri dari tiga komponen warna utama, yaitu merah (Red), hijau (Green), dan biru (Blue), dengan rentang nilai intensitas antara 0 hingga 255 [9]. Dalam pengenalan wajah dan analisis objek secara real-time, pencahaayaan menjadi faktor yang sangat memengaruhi tingkat akurasi pemrosesan citra digital [10]. CNN sebagai salah satu arsitektur *AI* yang paling banyak diterapkan dalam pemrosesan citra, bekerja dengan mengekstraksi fitur melalui lapisan konvolusi, aktivasi, dan pooling, yang memungkinkan pengenalan pola secara lebih efisien [11]. Salah satu metode yang banyak digunakan dalam bidang ini adalah YOLO (You Only Look Once), yang memiliki kemampuan untuk mendeteksi objek dengan kecepatan dan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode deteksi konvensional [12].

Di sisi lain, SVM merupakan algoritma machine learning yang berfungsi untuk klasifikasi dan regresi dengan prinsip kerja yang didasarkan pada pemilihan hyperplane terbaik guna memisahkan dua kelas dalam ruang fitur. Keunggulan utama dari SVM adalah kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi serta performa generalisasi yang baik, meskipun jumlah data pelatihan terbatas. Dengan menerapkan teknik kernel trick, SVM dapat mengatasi permasalahan klasifikasi non-linear tanpa perlu secara jelas memetakan data ke dimensi yang lebih tinggi [13].

Dalam aspek keamanan dan pengelolaan data, sistem berbasis web yang mengadopsi teknologi pengenalan wajah telah banyak digunakan, seperti pada sistem absensi mahasiswa

serta sistem autentikasi akademik. Implementasi teknologi ini memanfaatkan algoritma Deep Learning berbasis CNN guna meningkatkan efisiensi serta mengurangi kemungkinan kecurangan dalam pencatatan kehadiran [14]. Selain itu, teknologi ini juga diterapkan dalam sistem login akademik berbasis OpenCV, yang memungkinkan pengguna mengakses aplikasi hanya melalui verifikasi wajah, sehingga meningkatkan aspek keamanan serta kenyamanan dalam pengelolaan data [15].

Berdasarkan permasalahan yang telah diidentifikasi, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem berbasis *AI* yang mengintegrasikan CNN dan SVM guna meningkatkan akurasi dalam mendeteksi gender pelaku kejahatan seksual. Selain itu, penelitian ini juga berfokus pada analisis tantangan teknis, etis, serta operasional yang berkaitan dengan implementasi sistem tersebut. Dengan adanya sistem ini, diharapkan pengawasan di ruang publik dapat lebih efisien, investigasi kasus kejahatan seksual dapat dilakukan dengan lebih cepat, serta risiko kesalahan dalam identifikasi pelaku dapat diminimalkan. Selain itu, sistem ini juga diharapkan dapat diintegrasikan dengan infrastruktur keamanan yang telah tersedia, seperti jaringan CCTV dan platform analitik berbasis cloud. Dengan demikian, teknologi ini tidak hanya berfungsi sebagai alat pendukung investigasi, tetapi juga sebagai sistem pemantauan proaktif yang dapat mengurangi potensi kejahatan sebelum terjadi. Melalui penelitian ini, diharapkan kontribusi terhadap pengembangan teknologi *AI* dalam bidang keamanan semakin meningkat, sehingga menciptakan lingkungan yang lebih aman dan kondusif bagi masyarakat.

Perlu dipahami bahwa sistem ini tidak berfungsi sebagai alat pengenal identitas individu, melainkan hanya untuk mengklasifikasikan jenis kelamin berdasarkan ciri visual wajah. Dengan pendekatan ini, sistem dapat membantu mempersempit ruang pencarian pelaku kejahatan, tanpa mengantikan fungsi utama dari face recognition.

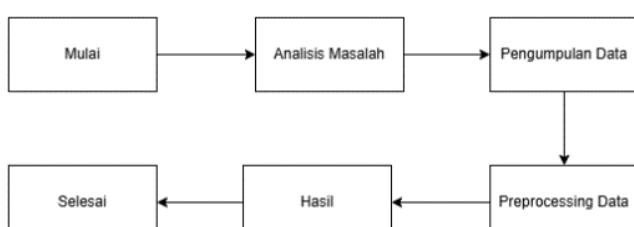
## II. METODE

Dataset yang digunakan adalah *Age, Gender, and Ethnicity Face Data (CSV)*, yang diambil dari *Age and Gender Data Cleaned CSV Database* oleh Nipun Arora dan dipublikasikan di *Kaggle*. berisi lebih dari 20.000 data wajah dalam format *grayscale* 48x48 piksel.

Dataset ini memiliki empat kolom utama:

- a. *Pixels* : Data piksel gambar wajah.
- b. *Age* : Usia individu.
- c. *Gender* : Jenis kelamin (0: laki-laki, 1: perempuan).
- d. *Ethnicity* : Kategori etnis (0: *White*, 1: *Black*, 2: *Asian*, 3: *Indian*, 4: *Others*).

Tahapan-tahapan yang dilakukan diantaranya sebagai berikut



Gambar 1. Tahapan Penelitian

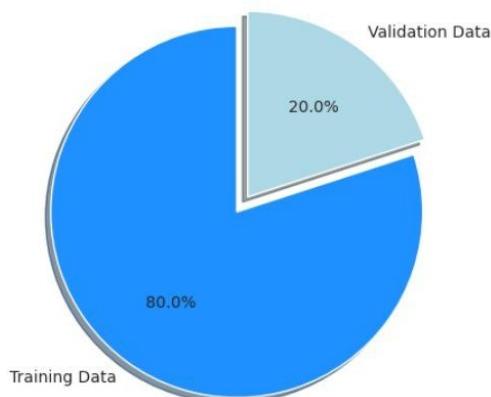
## 2.1 Analisis Masalah

Analisis dilakukan untuk mengevaluasi tantangan dalam sistem pengawasan saat ini, dengan mempertimbangkan keterbatasan teknologi yang ada. Penelitian ini mengusulkan kombinasi algoritma *CNN* dan *SVM* sebagai solusi, di mana *CNN* digunakan untuk mengenali pola visual pada wajah dan tubuh, sementara *SVM* berfungsi untuk mengklasifikasikan data berdasarkan *gender*. Kombinasi ini dipilih karena telah terbukti efektif dalam berbagai penelitian sebelumnya, bahkan dengan dataset yang terbatas.

## 2.2 Pengumpulan Data

Pada tahap ini, data *training* dan *validation* dikumpulkan untuk keperluan model klasifikasi *gender*. Sebanyak 80% dari total dataset digunakan untuk melatih model agar dapat memahami pola dan struktur data secara akurat. Sementara itu, 20% sisanya digunakan sebagai data validasi untuk mengevaluasi performa model selama proses pelatihan. Validasi ini bertujuan untuk memastikan model mampu mengenali pola baru tanpa mengalami *overfitting*. Selain itu, dataset yang digunakan memiliki variasi usia yang luas tanpa batasan tertentu, sehingga memungkinkan model bekerja secara optimal dalam berbagai kondisi.

Distribution of Training and Validation Data



Gambar 2. Jumlah Distribusi Dataset

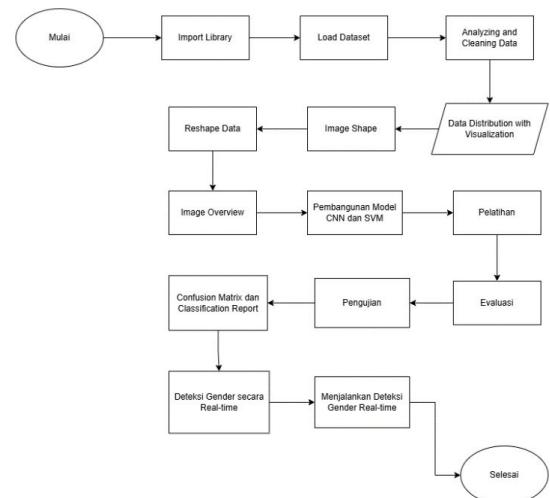
Pada ilustrasi gambar 2 dapat dilihat bahwa dataset juga menunjukkan variasi yang luas dengan usia yang beragam dan tanpa batasan usia.



Gambar 3. Dataset Wajah

## 3.3 Pre-processing Data

Pada tahap *pre-processing*, dilakukan pembuatan dan pengujian model *CNN* dan *SVM* agar dapat dijalankan secara *real-time*. Proses ini mencakup implementasi model yang telah dirancang, pengujian menggunakan dataset yang dikumpulkan, serta evaluasi hasil untuk memastikan model bekerja secara optimal dalam berbagai kondisi. Dengan tahapan ini, model diharapkan dapat mengidentifikasi *gender* melalui citra wajah dengan tingkat akurasi yang tinggi. Citra wajah dalam dataset diubah ke format grayscale 48x48 piksel dan dinormalisasi ke rentang nilai [0–1]. Label gender dikonversi ke dalam bentuk one-hot encoding untuk mendukung klasifikasi dua kelas (laki-laki dan perempuan). Data disusun dalam bentuk tensor 4 dimensi sebelum dilatih menggunakan *CNN*.



Gambar 4. Proses Pembuatan Program

1. **Mulai**  
Proses dimulai dengan menyiapkan perangkat keras dan lunak yang dibutuhkan untuk membangun sistem deteksi *gender* berbasis pembelajaran mesin.
2. **Import Library**  
*Library* yang digunakan meliputi *NumPy*, *Pandas*, *Matplotlib*, *Seaborn*, *TensorFlow/Keras*, *Scikit-learn*, dan *OpenCV* untuk pemrosesan data, pembangunan model, dan visualisasi.

### 3. Load Dataset

Dataset gambar wajah pria dan wanita diunduh dari sumber seperti *Kaggle* atau *IMDB-WIKI*, kemudian dimuat ke dalam program.

### 4. Analyzing and Cleaning Data

Data dianalisis berdasarkan distribusi kelas, kualitas gambar, dan kelengkapan label. Data yang tidak relevan dihapus untuk memastikan kebersihan dataset.

### 5. Visualisasi Data

Distribusi dataset divisualisasikan menggunakan *histogram* dan *bar chart* untuk memahami keseimbangan data.

### 6. Image Preprocessing

Dimensi gambar diperiksa dan disesuaikan (misalnya 128x128 piksel), data dinormalisasi, dan label dikonversi ke format numerik atau *one-hot encoding*.

### 7. Pembangunan Model CNN dan SVM

Arsitektur CNN yang digunakan terdiri dari tiga blok utama: blok pertama memiliki dua Conv2D (32 filter), diikuti BatchNormalization, MaxPooling, dan Dropout. Blok kedua terdiri dari dua Conv2D (64 filter) dengan konfigurasi yang sama. Blok ketiga memiliki satu Conv2D (128 filter), diikuti MaxPooling dan Dropout. Hasil ekstraksi fitur kemudian diratakan dan dilanjutkan ke Dense layer berisi 512 neuron dan output layer 2 neuron dengan aktivasi Softmax. *CNN* digunakan untuk ekstraksi fitur gambar, sementara *SVM* digunakan sebagai model klasifikasi berdasarkan fitur *CNN*. Model dievaluasi awal menggunakan data validasi.

### 8. Pelatihan Model

Proses pelatihan dilakukan selama 50 epoch dengan batch size 64 menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss Categorical Crossentropy. Model dilengkapi dengan callback EarlyStopping untuk menghentikan pelatihan saat validasi stagnan, serta ReduceLROnPlateau untuk menurunkan learning rate jika terjadi penurunan performa. *CNN* dilatih dengan dataset menggunakan parameter yang disesuaikan (jumlah epoch, learning rate, optimizer), sementara *SVM* dilatih menggunakan fitur hasil ekstraksi dari *CNN*.

### 9. Evaluasi dan Pengujian

Model dievaluasi menggunakan data uji untuk mengukur akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Akurasi menunjukkan persentase prediksi yang benar, sementara presisi dan *recall* menilai ketepatan serta kemampuan model dalam mengenali data positif. *F1-score* digunakan untuk menjaga keseimbangan antara keduanya. Pengujian dilakukan dengan data baru, termasuk gambar dan video, untuk memastikan model bekerja dengan baik dalam berbagai kondisi, seperti pencahayaan, sudut wajah, dan ekspresi. Kecepatan *inferensi* juga diuji agar sistem siap diterapkan dalam skenario *real-time*. Semua hasil dicatat untuk analisis lebih lanjut.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Hasil Pengujian Model

Model *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Support Vector Machine (SVM)* berhasil dilatih menggunakan dataset yang terdiri dari 23.706 gambar wajah pria dan wanita. Model ini telah diuji dengan membagi dataset menjadi data *training* dan *validation*, di mana 80% dari total data digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali pola serta struktur data dengan baik. Sementara itu, 20% sisanya digunakan untuk validasi guna mengevaluasi performa model selama pengujian. Proses pelatihan model dilakukan sebanyak 50 epoch untuk memastikan kemampuan model dalam mengenali pola secara optimal. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola baru dengan baik tanpa mengalami *overfitting*. Selain itu, dengan variasi usia yang luas dalam dataset, model dapat bekerja secara optimal dalam berbagai kondisi. Hasil deteksi gender menggunakan kamera laptop dapat dilihat pada Gambar 5.

→ (480, 640)  
Action: emotion: 100% | 3/3 [00:01<00:00, 2.23it/s] Saved to photo.jpg



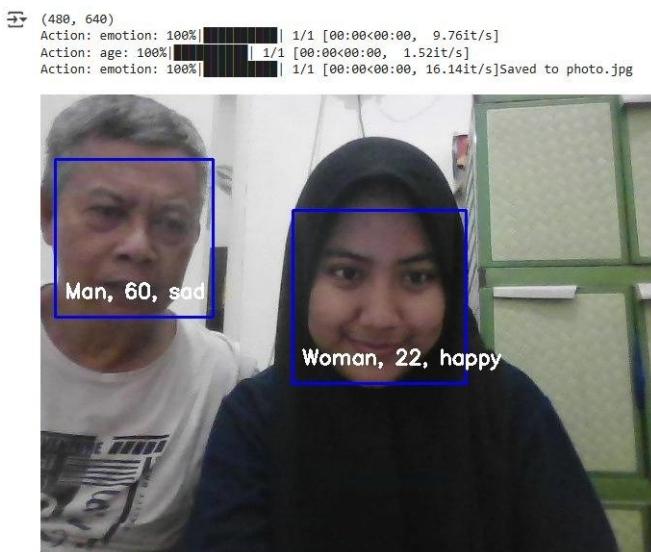
Gambar 5. Hasil deteksi gender dengan kamera laptop

→ (480, 640)  
Action: emotion: 100% | 3/3 [00:01<00:00, 2.23it/s] Saved to photo.jpg

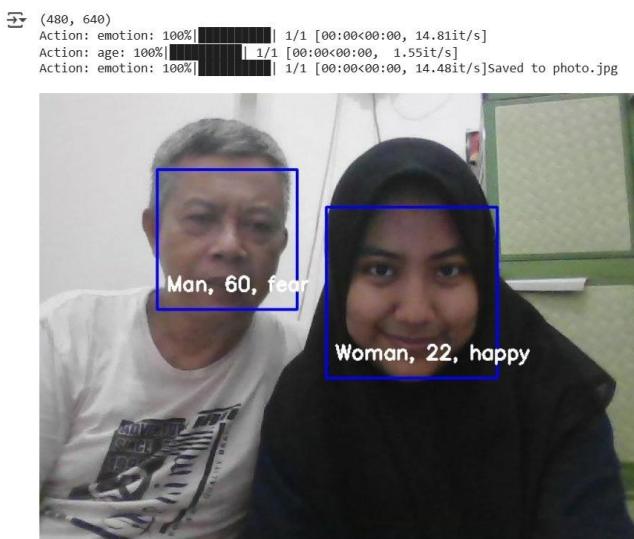


Gambar 6. Hasil deteksi gender dengan kamera laptop

Pada ilustrasi hasil deteksi, model berhasil mengidentifikasi jenis kelamin dengan cukup baik. Dalam setiap gambar, wanita terdeteksi dengan label "*Woman*", sementara pria terdeteksi dengan label "*Man*". Hal ini menunjukkan bahwa model mampu membedakan *gender* berdasarkan karakteristik wajah dengan akurasi yang baik. Selain identifikasi *gender*, model juga mampu mendeteksi ekspresi wajah. Pada foto pertama, wanita terdeteksi memiliki ekspresi "*sad*", sementara pada foto kedua, ekspresinya berubah menjadi "*happy*". Perubahan ini menunjukkan bahwa model dapat menangkap perbedaan emosi pada wajah dengan cukup baik.



Gambar 7. Hasil deteksi gender dengan kamera laptop



Gambar 8. Hasil deteksi gender dengan kamera laptop

Pada foto ketiga, wanita masih terdeteksi dengan ekspresi "*happy*", sedangkan pria dalam gambar tersebut terdeteksi memiliki ekspresi "*sad*". Sementara itu, pada foto keempat,

wanita tetap terdeteksi "*happy*", tetapi ekspresi pria berubah menjadi "*fear*". Variasi dalam hasil deteksi ini mengindikasikan bahwa model mampu mengenali beragam ekspresi wajah, meskipun perlu diperhatikan kemungkinan adanya ketidaktepatan dalam klasifikasi emosi akibat faktor pencahayaan, sudut pengambilan gambar, atau kualitas gambar.

Dari segi estimasi usia, model menunjukkan konsistensi dengan mendeteksi wanita berusia 22 tahun di setiap gambar dan pria berusia 60 tahun. Akurasi dalam prediksi usia ini cukup baik, mengingat model berbasis *deep learning* umumnya memiliki toleransi kesalahan dalam rentang beberapa tahun. Namun, dalam beberapa kasus, prediksi usia dapat dipengaruhi oleh pencahayaan, sudut wajah, serta perubahan ekspresi saat pengambilan gambar.

Secara keseluruhan, hasil deteksi menunjukkan bahwa model bekerja dengan baik dalam mengklasifikasikan *gender*, usia, dan ekspresi wajah. Meskipun terdapat beberapa perbedaan dalam prediksi emosi, hasil yang ditampilkan cukup sesuai dengan ekspresi yang terlihat dalam gambar. Evaluasi lebih lanjut dapat dilakukan untuk meningkatkan keakuratan model, terutama dalam mendeteksi ekspresi wajah yang lebih kompleks dan dinamis.

### 3.2 Evaluasi Model

Berdasarkan hasil evaluasi, model *Convolutional Neural Network (CNN)* menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan *Support Vector Machine (SVM)* dalam klasifikasi gender. Model *CNN* mencapai akurasi sebesar 90,15%, Sedangkan model *SVM* hanya memperoleh akurasi 82,16%. Perbedaan akurasi sebesar 7,99% mengindikasikan bahwa *CNN* lebih efektif dalam mengenali pola pada dataset, dengan tingkat kesalahan yang lebih rendah dibandingkan *SVM*. Oleh karena itu, model *CNN* lebih direkomendasikan untuk digunakan dalam sistem identifikasi gender berbasis citra wajah. Pengukuran Performa Real-Time Untuk mendukung klaim sistem real-time, pengujian dilakukan pada perangkat GPU (NVIDIA GTX 1650), dan diperoleh rata-rata waktu inferensi sebesar 28 milidetik per frame, yang setara dengan sekitar 35 frame per detik (FPS). Hasil ini menunjukkan bahwa sistem layak digunakan dalam implementasi pemantauan secara real-time.

### 3.3 Analisis Performa Model

Selanjutnya, model dievaluasi lebih lanjut dengan menggunakan *confusion matrix*, yaitu *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

#### a. Rumus *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$

#### b. Rumus *Recall*

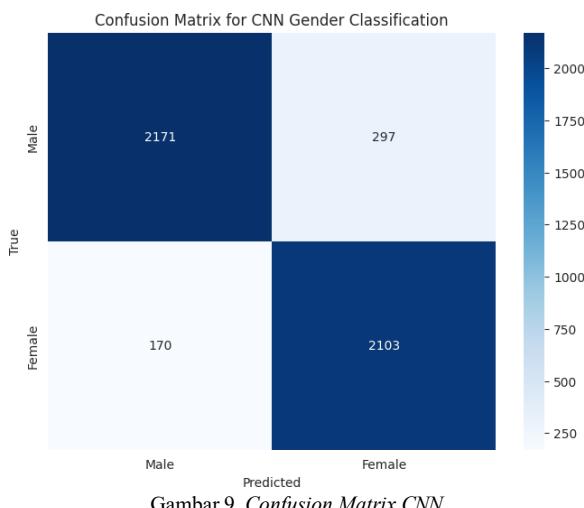
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

#### c. Rumus *F1-Score*

$$F1\text{-Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

*Confusion Matrix* adalah model yang dapat membentuk matrix yang terdiri dari *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)* [16]. *True Positive (TP)* adalah jumlah wajah yang benar-benar wajah dan diprediksi dengan benar oleh model sebagai wajah. *True Negative (TN)* adalah jumlah wajah yang benar-benar bukan wajah dan diprediksi dengan benar oleh model sebagai bukan wajah. *False Positive (FP)* adalah jumlah wajah yang bukan wajah, tetapi diprediksi oleh model sebagai wajah. *False Negative (FN)* adalah jumlah wajah yang sebenarnya adalah wajah, tetapi diprediksi oleh model sebagai bukan wajah.

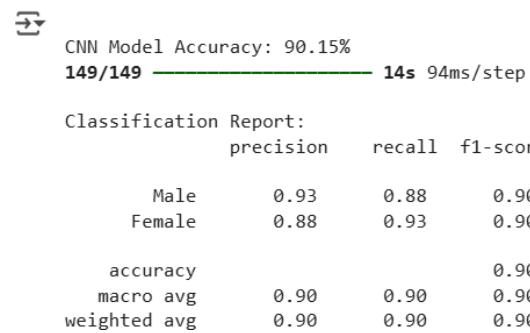
### 3.4 Evaluasi Performa Model CNN



Gambar 9. *Confusion Matrix CNN*

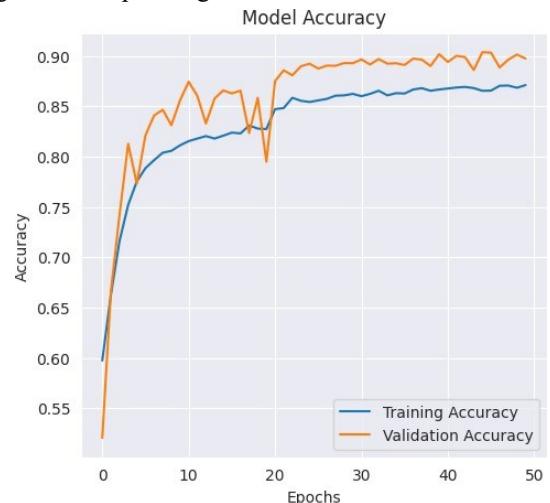
Pada Gambar 9, ditampilkan *Confusion Matrix* yang menunjukkan hasil klasifikasi model *CNN* dalam mengenali *gender*. Model berhasil mengklasifikasikan 2.171 sampel *Male* dan 2.103 sampel *Female* dengan benar. Namun, masih terdapat kesalahan prediksi, di mana 297 sampel *Male* diklasifikasikan sebagai *Female* dan 170 sampel *Female* diklasifikasikan sebagai *Male*. Kesalahan ini menunjukkan bahwa meskipun model *CNN* memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *SVM*, masih terdapat ruang untuk peningkatan dalam mengurangi misclassifications.

Pada Gambar 10, ditampilkan *Classification Report* yang mengevaluasi performa model *CNN* berdasarkan *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Model ini memperoleh akurasi sebesar 90,15%, yang menunjukkan tingkat keberhasilan yang tinggi dalam mengklasifikasikan *gender*. *Precision* untuk kelas *Male* mencapai 0,93, sementara untuk *Female* sebesar 0,88, menunjukkan bahwa model lebih akurat dalam mengidentifikasi sampel *Male* dibandingkan *Female*.



Gambar 10. *Classification Report CNN*

Namun, nilai *recall* untuk *Female* lebih tinggi 0,93 dibandingkan *Male* 0,88, yang berarti model lebih mampu mengenali sampel *Female* dengan benar dibandingkan *Male*. Berdasarkan hasil evaluasi ini, model *CNN* memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *SVM* dalam klasifikasi *gender*. Meskipun demikian, masih terdapat peluang peningkatan akurasi dengan melakukan optimasi model, augmentasi data, serta penggunaan arsitektur *CNN* yang lebih kompleks agar hasil klasifikasi semakin akurat.

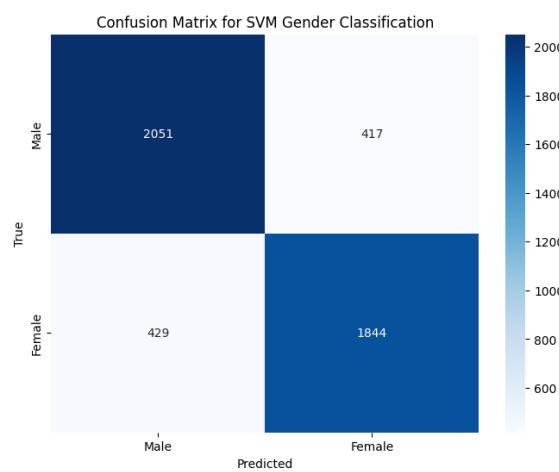


Gambar 11. *Model Accuracy*

Grafik ini merepresentasikan performa model *Convolutional Neural Network (CNN)* selama proses pelatihan. Sumbu X menunjukkan jumlah *epoch*, sedangkan sumbu Y menunjukkan tingkat akurasi. Kurva akurasi pelatihan dan validasi yang cenderung

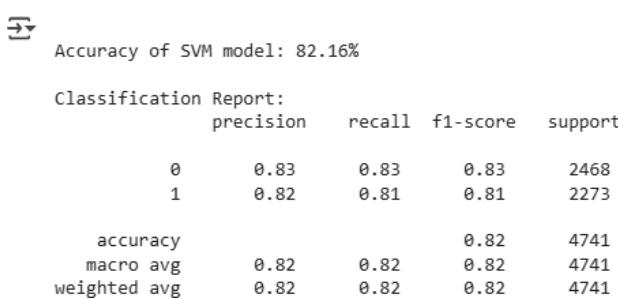
meningkat dan stabil menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola dalam data. Ketidaksenjangan yang signifikan antara kedua kurva mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik, menghindari *overfitting* maupun *underfitting*.

### 3.5 Evaluasi Performa Model SVM



Gambar 12. Confusion Matrix SVM

Pada Gambar 12, ditampilkan *Confusion Matrix* yang menunjukkan hasil klasifikasi model *SVM* dalam mengenali *gender*. Model berhasil mengklasifikasikan 2.051 sampel *Male* dan 1.845 sampel *Female* dengan benar. Namun, masih terdapat kesalahan prediksi, di mana 417 sampel *Male* diklasifikasikan sebagai *Female* dan 429 sampel *Female* diklasifikasikan sebagai *Male*. Kesalahan ini dapat terjadi akibat kemiripan fitur antar individu atau keterbatasan dalam variasi dataset.



Gambar 13. Classification Report SVM

Pada Gambar 13, ditampilkan *Classification Report* yang mengevaluasi performa model *SVM* berdasarkan *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Model memperoleh akurasi sebesar 82,16%, dengan *precision* 0.83 untuk *Male* dan 0.82 untuk *Female*, yang menunjukkan tingkat ketepatan prediksi masing-masing

kelas. Nilai *recall* yang berada di kisaran 0.81 - 0.83 menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam mengenali beberapa sampel dengan benar. Berdasarkan hasil evaluasi ini, model *SVM* memiliki performa yang cukup baik dalam klasifikasi *gender*. Namun, untuk meningkatkan akurasi, diperlukan optimasi parameter model, peningkatan jumlah dan variasi dataset, serta teknik ekstraksi fitur yang lebih efektif agar model lebih akurat dalam membedakan karakteristik *gender*.

### 3.6 Perbandingan Model Algortima

TABEL I  
PERBANDINGAN MODEL

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Support
CNN	0.901498	0.902867	0.901498	0.901535	4741.0
SVM	0.821618	0.818176	0.818182	0.818179	4741.0

Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Tabel 1, dapat dilihat bahwa model *CNN* memiliki performa lebih baik dibandingkan model *SVM* dalam klasifikasi *gender*.

- CNN* mencapai akurasi 90.15%, sedangkan *SVM* hanya 82.16%, menunjukkan bahwa *CNN* lebih unggul dalam mengenali pola dari data.
- Precision*, *recall*, dan *F1-score* pada *CNN* juga lebih tinggi (masing-masing sekitar 90.15%, 90.29%, dan 90.15%) dibandingkan dengan *SVM* (82.16%, 81.82%, dan 81.82%), yang berarti model *CNN* lebih konsisten dalam membuat prediksi yang akurat.
- Jumlah *support* yang sama (4741 sampel) pada kedua model memastikan bahwa perbandingan dilakukan secara adil menggunakan dataset yang sama.

Dengan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa *CNN* lebih efektif dibandingkan *SVM* dalam tugas klasifikasi *gender*. Oleh karena itu, *CNN* lebih direkomendasikan untuk digunakan dalam sistem identifikasi berbasis *AI* karena mampu memberikan prediksi yang lebih akurat dan stabil. Perbandingan dengan Model Baseline Dibandingkan dengan model deep learning tradisional seperti AlexNet dan VGG16 yang umumnya mencapai akurasi klasifikasi gender sekitar 85% hingga 88% pada dataset sejenis, model *CNN-SVM* yang diusulkan menunjukkan performa yang lebih baik dengan akurasi 90,15%. Selain itu, arsitektur yang lebih ringan memungkinkan inferensi yang lebih cepat dan efisien untuk skenario real-time.

## IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model *AI* berbasis *CNN* dan *SVM* untuk mengidentifikasi gender melalui citra wajah guna mendukung investigasi kejahatan seksual. Hasil

pengujian menunjukkan bahwa *CNN* memiliki akurasi lebih tinggi yaitu 90,15% dibandingkan *SVM* yang hanya memperoleh akurasi sebesar 82,16%, sehingga lebih efektif dalam tugas klasifikasi *gender*. Meskipun sistem ini menunjukkan hasil yang baik, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang dapat dikurangi dengan peningkatan kualitas dataset dan penerapan teknik augmentasi data. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengintegrasikan model dengan sistem pengawasan berbasis *CCTV* secara *real-time* serta mengeksplorasi metode *deep learning* lainnya, seperti *Transformers* atau *GAN*, guna meningkatkan akurasi dan keandalan sistem dalam berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Azzahra, L. Agustino, and S. Rahayu, "Pencegahan serta Penanganan Kekerasan Seksual pada Universitas Sultan Ageng Tirtayasa dalam Lingkup Implementasi Kebijakan," 2024. doi: <https://doi.org/10.57266/epistemik.v5i2.342>.
- [2] P. Adi Nugroho, I. Fenriana, and R. Arjianto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia," *JURNAL ALGOR*, vol. 2, no. 1, 2020, [Online]. Available: <https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/alogr/in dex>
- [3] S. Suwarno, A. W. Mahastama, and P. Korespondensi, "Estimasi Gender Berbasis Sidiq Jari dengan Wavelet dan Support Vector Machines," 2021, doi: 10.25126/jtiik.2024117972.
- [4] F. S. H. H. Cahyana Yana, "Aanalyze Multiple Choice Items Using PHP Programming Languange (Case Study: SMAN 1 Klari Karawang)," 2020, doi: 10.37200/IJPR/V24I7/PR270390.
- [5] I. P. Rahayu, A. Fauzi, and J. Indra, "Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes Dan Support Vector Machine," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 4, no. 2, p. 296, Dec. 2022, doi: 10.30865/json.v4i2.5381.
- [6] Nurdin, "Memahami Isu Gender dan Ketidaksetaraan Gender di Indonesia Pasca Era Reformasi: Perspektif Pembangunan Article Info," 2024, doi: 10.55681/jige.v5i1.xxx.
- [7] T. Rohana, E. Nurlaelasari, E. E. Awal, and H. Y. Novita, "Kajian Model Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Secara Dini Tingkat Kelulusan Mahasiswa," *Technologia: Jurnal Ilmiah*, vol. 15,
- [8] M. Yudha *et al.*, "Indonesian Journal Of LAW and Shariah Perlindungan Hukum Bagi Korban Penggunaan Deepfake dalam Kejahatan Pornografi," vol. 2, no. 1, 2025, doi: <https://doi.org/10.54622/ijsl.v2i1.371>.
- [9] Risky Febriawan, "Klasifikasi Gender Pada Citra Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning," 2022. Accessed: Apr. 17, 2025. [Online]. Available: <https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/handle/123456789/65579>
- [10] Tukino, R. A. Nanda, Gunawan, S. Wijono, S. Y. J. Prasetyo, and S. Trihandaru, "Analysis Transfer Data Image Processing and Face Recognition Using Camera ESP32CAM WEB Browser IOT," *ICIC Express Letters*, vol. 17, no. 6, pp. 717–724, Jun. 2023, doi: 10.24507/icicel.17.06.717.
- [11] A. ANHAR and R. A. PUTRA, "Perancangan dan Implementasi Self-Checkout System pada Toko Ritel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 11, no. 2, p. 466, Apr. 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i2.466.
- [12] K. A. Bahaqi, C. Zonyfar, and B. Nugraha, "Pengenalan Jenis Candi Berdasarkan Bentuk dan Modelnya Menggunakan Menggunakan Motode Convolutional Neural Network (CNN) Pada YOLLO v3," 2021. doi: <https://doi.org/10.35706/syji.v10i02.5665>.
- [13] N. Pratiwi and Y. Setyawan, "Analisis Akurasi dari Perbedaan Fungsi Kernel dan Cost Pada Support Vector Machine Studi Kasus Klasifikasi Curah Hujan di Jakarta," *Journal of Fundamental Mathematics and Applications (JFMA)*, vol. 4, no. 2, pp. 203–212, Nov. 2021, doi: 10.14710/jfma.v4i2.11691.
- [14] M. A. Khair, P. Aldiyuda, N. E. Pakpahan, M. Z. Zukhrufa, and M. Adrezo, "Perancangan Sistem Absensi Mahasiswa Berbasis Face Recognition di Lingkungan UPN Veteran Jakarta," 2024, doi: <https://doi.org/10.52958/iftk.v20i1.6696>.
- [15] B. T. Utomo, I. Fitri, and E. Mardiani, "Penerapan Face Recognition Pada Aplikasi Akademik Online", doi: <https://doi.org/10.52958/iftk.v16i3.2259>.
- [16] T. Safitri, Y. Umaidah, and I. Maulana, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap BTS Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," 2023. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>