


**Jurnal Mahasiswa Aplikasi Teknologi Komputer dan Informasi**

Vol. 8 No. 2 Thn 2026 Hal 180-184
E ISSN : 2685-6565

# DETEKSI FACE LIVENESS MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN ARSITEKTUR MOBILENET

*Budi Hartono*[a], *Gustientiedina*[b]

[a]*Institut Bisnis dan Teknologi Pelita Indonesia, Jl. Jend. Ahmad Yani No. 77-88 Pekanbaru,budihartonoazz@student.pelitaindonesia.ac.id*
[b]*Institut Bisnis dan Teknologi Pelita Indonesia, Jl. Jend. Ahmad Yani No. 77-88 Pekanbaru gustientiedina@lecturer.pelitaindonesia.ac.id*

INFORMASI ARTIKEL

*Sejarah Artikel:*
Diterima Redaksi: 11 Juli 2026
Revisi Akhir: 30 Juli 2026
Diterbitkan *Online*: 31 Agustus 2026

KATA KUNCI

Kata Kunci**:** Deteksi Kehidupan, Anti-Pemalsuan, MobileNetV2, Pembelajaran Mendalam, Pengenalan Wajah

KORESPONDENSI

*E-mail: budihartonoazz@student.pelitaindonesia.ac.id*

**ABSTRACT**

Perkembangan teknologi pengenalan wajah saat ini banyak dimanfaatkan pada sistem keamanan digital. Namun, sistem tersebut masih rentan terhadap serangan spoofing seperti penggunaan foto, video, atau media cetak untuk memalsukan identitas pengguna. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membangun dan mengevaluasi sistem liveness detection sebagai metode anti-spoofing guna meningkatkan keamanan sistem autentikasi berbasis wajah. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah deep learning dengan arsitektur MobileNetV2 karena memiliki performa yang baik dan ringan untuk implementasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Dataset yang digunakan adalah CelebA-Spoof, yang terdiri dari citra wajah asli (live) dan palsu (spoof). Proses penelitian meliputi tahap preprocessing data, pelatihan model, pengujian model, serta evaluasi kinerja menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu membedakan citra wajah live dan spoof dengan tingkat akurasi yang tinggi yaitu 96.75% serta tingkat kesalahan klasifikasi yang relatif rendah yaitu 2,32%.

## 1. PENDAHULUAN

Teknologi pengenalan wajah yang terus berkembang dalam berbagai aspek kehidupan sehari-hari, seperti smartphone, keamanan perbankan, dan kontrol akses pada tempat tempat sensitif. Meskipun memiliki tingkat kenyamanan dan efisiensi yang tinggi, sistem ini masih memiliki kelemahan terhadap serangan spoofing. Spoofing adalah suatu tindakan untuk mendapatkan akses ilegal ke dalam sistem dengan menggunakan citra wajah tiruan dari pengguna seperti cetak foto wajah, foto digital yang ditampilkan melalui perangkat elektronik seperti handphone, atau pemutaran ulang video [1]. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan sistem liveness detection yang mampu mendeteksi apakah wajah yang ditangkap kamera merupakan wajah asli (*live*) atau hanya media tiruan (*spoof*). Untuk liveness detection real-time pada perangkat terbatas, MobileNet adalah arsitektur CNN yang ringan, efisien, dan berkinerja memadai. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem liveness detection menggunakan metode CNN berbasis MobileNetV2 guna meningkatkan keamanan sistem pengenalan wajah.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Liveness Detection

Liveness Detection adalah proses untuk memastikan bahwa citra wajah yang dipindai oleh sistem presensi benar-benar berasal dari manusia hidup, sehingga dapat mencegah kecurangan dengan menggunakan foto atau video. Proses ini merupakan proses lanjutan setelah ditemukan kecocokan wajah dari database, di mana kemudian sistem akan mendeteksi apakah ada kedipan dari mata user dengan menerapkan perhitungan EAR. Jika tidak terdapat kedipan, maka dianggap spoofing atau usaha dalam melakukan kecurangan dalam proses absensi. Sedangkan jika kedipan mata terdeteksi, maka sistem dapat melanjutkan prosesnya [2].

### 2.2 Face Recognition

Face Recognition merupakan sebuah metode teknologi komputer yang dapat membandingkan sebuah citra wajah dengan basis data wajah sehingga dapat ditemukan kecocokan antara basis data wajah dengan citra masukan. Face recognition adalah teknik

pengenalan wajah yang memiliki konsep sama seperti sidik jari, dimana hasil citra masukan akan dicocokkan dengan citra yang sudah ada pada basis data [3].

### 2.3 Mobilenet

MobileNet merupakan suatu model didalam CNN yang berbasis arsitektur streamlined menggunakan depthwise separable konvolusi atau convolutions dalam membangun deep neural network, depthwise seperable convolution terdiri dari dua layer yaitu depthwise convolution yang berfungsi untuk menerapkan filter pada citra input, dan pointwise convolution digunakan untuk menggabungkan hasil output dari depthwise convolution sehingga menghasilkan beban komputasi lebih ringan [4]. MobileNetV2 digunakan sebagai base model (feature extractor). Pemilihan MobileNetV2 didasarkan pada efisiensi komputasi, ukuran model yang ringan dan cocok untuk implementasi real-time

### 2.4 TensorFlow

TensorFlow adalah framework open-source untuk membangun, melatih, dan menguji model machine learning dan deep learning [5]. Dengan dukungan keras, TensorFlow memudahkan implementasi arsitektur CNN seperti MobileNet yang ringan dan efisien, sehingga cocok untuk sistem liveness detection wajah real-time yang memerlukan kecepatan pemrosesan citra. TensorFlow Lite digunakan untuk mengoptimalkan model agar dapat dijalankan pada aplikasi desktop berbasis GUI dengan performa yang lebih ringan dan cepat, sehingga mendukung deteksi secara real-time menggunakan kamera.

### 2.5 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah tabel yang menyatakan klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah [6]. Confusion Matrix terdiri dari empat komponen utama:

a. True Positive (TP): Live terdeteksi sebagai Live
b. True Negative (TN): Spoof terdeteksi sebagai Spoof
c. False Positive (FP): Spoof terdeteksi sebagai Live
d. False Negative (FN): Live terdeteksi sebagai Spoof

Melalui confusion matrix, dapat dihitung metrik evaluasi seperti accuracy, precision dan recall.

a. Akurasi mengukur seberapa sering model memberikan prediksi yang benar dibandingkan dengan keseluruhan data uji [7].
$$Accuracy = \frac{TP+TN}{Total}$$
b. Presisi adalah rasio antara prediksi positif yang benar dibandingkan dengan seluruh data yang diprediksi positif [8].
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$
c. Recall adalah rasio antara prediksi positif yang benar dibandingkan dengan seluruh data sebenarnya positif [9].
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

Dalam penelitian ini, confusion matrix digunakan untuk menganalisis kemampuan model dalam membedakan wajah asli dan wajah palsu secara akurat.

### 2.6 Convolutional Neural Network (CNN)

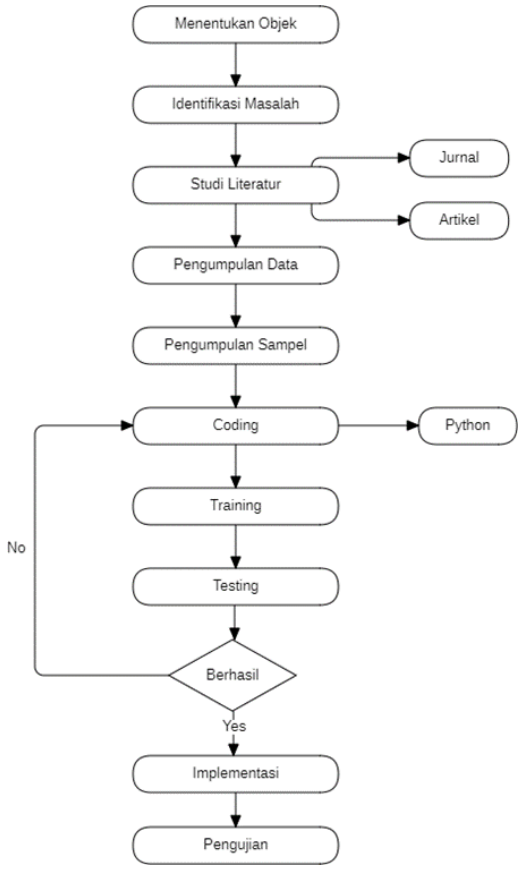
Convolutional Neural Network (CNN) adalah algoritma deep learning yang digunakan untuk memproses inputan data gambar, menentukan kepentingan (bobot dan bias yang dapat dipelajari) ke berbagai aspek dalam gambar dan berfungsi untuk membedakan objek satu dengan objek lainnya. CNN lebih unggul dari MLP untuk pengenalan citra karena memiliki jaringan lebih dalam dan menyimpan informasi spasial, sehingga akurasinya lebih tinggi. MLP kurang baik karena menganggap setiap piksel independen tanpa informasi spesial [10]. Arsitektur CNN terdiri dari beberapa layer utama, yaitu:

a. Convolutional Layer
   Convolutional layer memproses citra dengan mask atau subwindow untuk menghasilkan citra baru yang dimensinya lebih kecil. Proses ini mengekstrak fitur penting seperti tepi, warna, dan orientasi gradien melalui encoding [11].
b. Pooling Layer
   Pooling layer mereduksi ukuran dan dimensi citra untuk mempercepat komputasi, mengontrol overfitting, serta menjaga invariansi fitur terhadap perubahan posisi dan rotasi.
c. Fully Connected Layer
   Feature map dari convolutional dan pooling layer di-flatten menjadi vektor 1 dimensi untuk diproses di fully connected layer, lalu diklasifikasikan menggunakan softmax setelah dilatih dengan feed forward dan backpropagation.

Dalam penelitian ini, CNN digunakan untuk mengklasifikasikan citra wajah ke dalam dua kategori, yaitu live dan spoof. Keunggulan CNN terletak pada kemampuannya dalam melakukan feature extraction secara otomatis tanpa perlu perancangan fitur manual.

## 3. METODOLOGI

### 3.1 Kerangka Penelitian




Gambar 1. Kerangka Penelitian

Tahapan penelitian liveness detection wajah dengan MobileNet dimulai dari perumusan masalah untuk menentukan objek penelitian sekaligus mengidentifikasi kelemahan face recognition terhadap serangan spoofing foto. Selanjutnya dilakukan studi literatur untuk mengkaji penelitian terkait CNN, MobileNet, dan deteksi wajah sebagai dasar teori.

Setelah itu pengumpulan data dilakukan dengan mengambil citra wajah asli dan palsu dari dataset publik maupun rekaman webcam.

Tahap berikutnya adalah pengembangan model, yaitu membangun sistem menggunakan Python, melatih model, lalu menguji kinerjanya dan jika hasilnya kurang optimal maka dilakukan perbaikan kode.

Terakhir sistem diimplementasikan dan diuji secara menyeluruh untuk autentikasi wajah agar dapat berjalan real-time sesuai kebutuhan.

Tahapan tersebut dilakukan secara sistematis untuk memastikan model yang dihasilkan memiliki performa optimal dalam mendeteksi wajah live dan spoof.

### 3.2 Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah ekperimen untuk menguji efektivitas arsitektur MobileNet dalam mendeteksi liveness wajah secara real-time. Penelitian dimulai dari studi literatur untuk memahami konsep face recognition, serangan spoofing foto, liveness detection, serta arsitektur CNN dan MobileNet agar ditemukan research gap. Selanjutnya dibentuk dataset berisi citra wajah asli dan palsu dari dataset publik dan data mandiri, lalu dilakukan prapemrosesan berupa resizing ke 224x224 piksel, normalisasi piksel, augmentasi rotasi/flipping/zoom, dan pembersihan data buram agar model lebih robust dan tidak overfitting. Setelah dataset siap, dibangun model MobileNet karena ringan dan cocok untuk real-time, kemudian dilatih dengan parameter learning rate, batch size, dan epoch yang disesuaikan. Model yang sudah terlatih diuji menggunakan data baru untuk mengevaluasi akurasi, precision, recall, F1-score, dan waktu responnya dalam membedakan wajah asli dan palsu. Tahap akhir berupa penyusunan kesimpulan terkait capaian akurasi, kelayakan real-time, dan kontribusi pada keamanan biometrik, serta saran untuk penelitian lanjutan seperti pengujian spoofing 3D/deepfake atau integrasi ke aplikasi mobile.

### 3.3 Perhitungan Pengujian Manual

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah CelebA-Spoof Dataset, yang merupakan dataset publik untuk penelitian face anti-spoofing. Dataset ini terdiri dari dua kategori utama, yaitu:

a. Live (wajah asli)
b. Spoof (wajah palsu, seperti foto atau media cetak)

Kelas LIVE ditetapkan sebagai kelas positif, sedangkan kelas SPOOF sebagai kelas negatif. Untuk sumber data penelitian diambil dari Kaggle yaitu sebanyak 10.000 data. Data validasi adalah bagian data yang dipisahkan dari data latih dan dipakai untuk mengevaluasi kinerja model selama pelatihan tanpa memperbarui bobot atau parameter. Tujuannya untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Pada penelitian ini dari 10.000 citra kelas LIVE dan SPOOF, 80% atau 8.000 citra dipakai sebagai data training untuk melatih MobileNetV2 mempelajari perbedaan wajah LIVE dan SPOOF, sedangkan 20% atau 2.000 citra dipakai sebagai data validasi untuk mengukur akurasi dan loss model pada tiap epoch.

Confusion matrix diperoleh dari proses membandingkan antara label asli data dengan hasil prediksi model. Komponen confusion matrix terdiri dari True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN).

Tabel 1. Hitungan Confusion Matrix

| | Positive (0) | Negative (1) |
|---|---|---|
| Positive (0) | 968 | 42 |
| Negative (1) | 23 | 967 |

Setelah confusion matrix terbentuk, barulah digunakan rumus evaluasi seperti presisi, recall, FAR, dan FRR dengan jumlah validasi yaitu 2.000 citra.

a. Perhitungan Presisi

$$\text{Presisi} = \frac{967}{967 + 42} = \frac{967}{1009} = 0{,}9584$$

Presisi = 95,84%

b. Perhitungan Recall

$$\text{Recall} = \frac{967}{967 + 23} = \frac{967}{990} = 0{,}9768$$

Recall = 97,68

c. Perhitungan False Acceptance Rate (FAR)

$$\text{FAR} = \frac{42}{42 + 968} = \frac{42}{1010} = 0{,}0416$$

FAR = 4,16%

d. Perhitungan False Rejection Rate (FRR)

$$\text{FRR} = \frac{23}{23 + 967} = \frac{23}{990} = 0{,}232$$

FRR = 2,32%

Berdasarkan perhitungan confusion matrix secara manual, model MobileNetV2 pada penelitian ini mencapai akurasi 96,75% dengan presisi 95,84% dan recall 97,68%. Nilai FAR 4,16% menunjukkan sistem cukup aman dari serangan spoofing, sementara FRR 2,32% berarti hanya sebagian kecil wajah asli yang masih salah ditolak sistem.

### 3.4 Spesifikasi Hardware

Spesifikasi minimum dengan Intel Core i5 atau Ryzen 5, RAM 16 GB, dan SSD sudah cukup untuk membangun prototipe liveness detection berbasis MobileNet, karena komputasi dasar, pengolahan citra, dan inferensi model dapat berjalan stabil. Webcam 720p memadai untuk capture wajah real-time, meski resolusi lebih tinggi akan meningkatkan akurasi. GPU seperti GTX 1050 atau GTX 1650 sifatnya opsional tapi sangat disarankan saat training agar proses lebih cepat, sehingga peneliti tetap bisa bereksperimen, melatih dataset ukuran sedang, dan menguji deteksi real-time pada prototipe penelitian.

# 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

## 4.1 Analisis Data

Analisis data dilakukan untuk mengetahui jenis data yang digunakan serta bagaimana data tersebut diproses oleh sistem deteksi face liveness. Data yang digunakan pada penelitian ini berupa data citra wajah yang diperoleh dari kamera secara real-time maupun dari file gambar yang diunggah oleh pengguna. Data citra wajah ini digunakan sebagai input utama sistem untuk menentukan keaslian wajah, apakah termasuk wajah asli (live) atau wajah palsu (spoof). Data yang digunakan dalam sistem ini berupa data citra digital wajah manusia. Sumber data terdiri dari dua jenis, yaitu:

1. Data real-time, yang diperoleh dari kamera (webcam) saat sistem dijalankan.
2. Data citra statis, yang diperoleh dari file gambar yang diunggah oleh pengguna.

Data citra tersebut kemudian diproses oleh sistem menggunakan algoritma pendeteksian wajah dan model CNN MobileNet yang telah dikonversi ke format TensorFlow Lite.

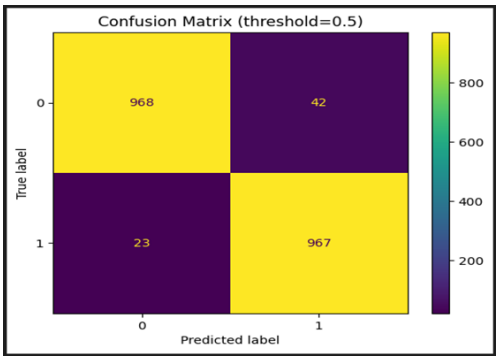
## 4.2 Implementasi Model

Implementasi model adalah penerapan rancangan jadi model deteksi face liveness. Dikembangkan pakai Python dan framework TensorFlow, dijalankan lokal di komputer. Menggunakan model CNN arsitektur MobileNetV2 untuk klasifikasi biner: wajah live dan spoof. MobileNetV2 dipilih karena ringan dan efisien untuk real-time. Tahapan implementasi:

1. Import Library
   Mempersiapkan os, glob, random untuk data. TensorFlow + Keras untuk membangun model. NumPy, Matplotlib, Scikit-Learn untuk evaluasi dan visualisasi.
2. Input Dataset
   Dataset CelebA Spoof. Ambil subset 5.000 citra per kelas. Label 1 untuk live, 0 untuk spoof. Data di-shuffle lalu dibagi 80% latih dan 20% validasi.
3. Pre-processing
   Resize citra ke 224x224 piksel RGB, konversi ke float, normalisasi memakai preprocess_input MobileNetV2. Data dibuat batch, diacak, diproses paralel untuk efisiensi.
4. Algoritma CNN
   MobileNetV2 pre-trained ImageNet jadi ekstraktor fitur dengan lapisan dasar di-freeze. Ditambah GlobalAveragePooling, Dropout, dan Dense Sigmoid untuk output biner.
5. Pelatihan Model
   Model dikompilasi pakai optimizer Adam, loss binary crossentropy, metrik accuracy dan AUC. Pelatihan maksimal 10 epoch dengan Early Stopping dan Model Checkpoint untuk menyimpan model terbaik dan cegah overfitting.
6. Akurasi dan Evaluasi
   Menampilkan grafik akurasi, loss, AUC. Menggunakan confusion matrix dan classification report untuk ukur presisi, recall, f1-score, accuracy. Model final dikonversi ke TensorFlow Lite dan dimuat memakai tf.lite.Interpreter untuk inferensi via kamera atau upload gambar.

## 4.3 Hasil Evaluasi Menggunakan Confusion Matrix

Berdasarkan grafik akurasi dan loss selama pelatihan, model liveness detection menunjukkan peningkatan performa yang signifikan seiring bertambahnya epoch, dengan akurasi training dan validation yang terus meningkat serta stabil di akhir epoch. Penurunan loss yang konvergen mengindikasikan kesalahan prediksi semakin kecil, sehingga model mampu mempelajari pola perbedaan wajah live dan spoof secara efektif tanpa overfitting maupun underfitting. Evaluasi lanjutan melalui confusion matrix pada 2.000 data uji menunjukkan hasil klasifikasi yang baik, dengan gambar dibawah ini.




Gambar 1. Confusion Matrix

Komponen confusion matrix terdiri dari:

a. TP = 967 : wajah live benar terdeteksi sebagai live
b. TN = 968 : wajah spoof benar terdeteksi sebagai spoof
c. FP = 42 : spoof salah jadi live, potensi celah keamanan
d. FN = 23 : live salah jadi spoof, wajah asli ditolak

Hal ini menandakan model memiliki ketepatan prediksi tinggi dalam membedakan wajah asli dan palsu, sehingga layak diimplementasikan pada sistem deteksi anti-spoofing berbasis pengenalan wajah.

## 4.4 Hasil Classification Report

Selain confusion matrix, evaluasi juga dilakukan menggunakan classification report dengan tabel berikut:

Tabel 2. Classification Report

| Kelas | Precision | Recall | F1-Score | Support |
|---|---|---|---|---|
| Class 0 | 0.9768 | 0.9584 | 0.9675 | 1010 |
| Class 1 | 0.9584 | 0.9768 | 0.9675 | 990 |
| Accuracy | | | 0.9675 | 2000 |
| Macro Avg | 0.9676 | 0.9676 | 0.9675 | 2000 |
| Weighted Avg | 0.9677 | 0.9675 | 0.9675 | 2000 |

Nilai presisi yang tinggi menunjukkan model jarang melakukan kesalahan prediksi positif, sementara recall tinggi mengindikasikan hampir semua data aktual berhasil terdeteksi dengan benar. F1-score yang stabil untuk kedua kelas membuktikan model memiliki keseimbangan baik antara presisi dan recall. Hasil ini selaras dengan confusion matrix yang menunjukkan dominasi prediksi benar pada diagonal utama. Secara keseluruhan, model liveness detection terbukti mampu mengklasifikasikan wajah live dan spoof secara akurat, konsisten, dan layak digunakan pada sistem anti-spoofing.

### 4.5 Hasil Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan dengan metode Black Box Testing untuk memastikan semua fungsi Liveness Detection Anti-Spoofing berjalan sesuai kebutuhan fungsional. Metode ini hanya mengecek input dan output tanpa melihat kode internal program. Hasil pengujian menunjukkan seluruh fungsi utama berjalan sesuai harapan. Sistem berhasil memuat model .tflite, mengaktifkan dan menghentikan kamera, menerima unggahan gambar, serta melakukan deteksi wajah dan klasifikasi liveness untuk wajah asli maupun palsu dengan label dan nilai confidence yang tepat. Saat kondisi tidak valid seperti file model salah, kamera dinyalakan tanpa load model, atau gambar tanpa wajah, sistem juga menampilkan pesan error dan peringatan sesuai rancangan. Dengan demikian seluruh kebutuhan fungsional sistem terpenuhi dan sistem siap digunakan.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Penelitian ini berhasil membangun sistem deteksi face liveness menggunakan MobileNetV2 dan dataset CelebA-Spoof untuk membedakan wajah LIVE dan SPOOF.
2. Mampu mempelajari karakteristik wajah hidup dan palsu dengan baik.Hasil Confusion Matrix: Pada 2.000 data validasi diperoleh TP 967, TN 968, FP 42, FN 23. Sebagian besar data berhasil diklasifikasi dengan benar.
3. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi 96,75%, presisi 95,84%, recall 97,68%. Menandakan model punya ketepatan dan sensitivitas tinggi dalam mendeteksi wajah hidup.
4. Keamanan sistem dapat dilihat dari hasil evaluasi FAR 4,16% berarti wajah palsu jarang lolos, jadi aman dari spoofing. FRR 2,32% berarti hanya sedikit wajah asli yang salah ditolak.
5. Grafik akurasi dan loss training serta validation menunjukkan pembelajaran stabil dengan selisih kecil. Tidak ada overfitting signifikan, model bisa generalisasi dengan baik.
6. Maka MobileNetV2 layak dan efektif sebagai sistem pendukung deteksi liveness wajah untuk mencegah serangan spoofing berbasis citra.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka saran yang dapat diberikan yaitu:

1. Gunakan dataset yang lebih besar dan beragam dari sisi pencahayaan, sudut pengambilan, dan variasi wajah agar generalisasi model lebih baik.
2. Tambahkan liveness berbasis gerakan seperti kedipan mata atau pergerakan kepala untuk meningkatkan keamanan sistem.
3. Optimalkan model supaya lebih ringan dan bisa berjalan lancar di perangkat mobile atau embedded system.
4. Gunakan metrik ROC Curve dan F1-Score untuk gambaran performa model yang lebih komprehensif.

## DAFTAR PUSTAKA

[1] Ardiansyah, A. C., Yulian, H., & Winardi, S. (2025). Penerapan liveness detection dengan metode nonlinear diffusion. 11(1), 1–7.

[2] Khatina Sari, Jasmir, & Arvita, Y. (2022). Perancangan Sistem Absensi Facial Recognition Menggunakan CNN dan Liveness Detector pada BPR Central Dana Mandiri. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Komputer(JAKAKOM)*, *2*(1),70–80. https://doi.org/10.33998/jakakom.2022.2.1.63

[3] Abdullah, F. F., & Agustin, S. (2024). Penerapan Biometric Face Recognition Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Pada Aplikasi Berbasis Android. *Indexia*, *6*(1), 1. https://doi.org/10.30587/indexia.v6i1.4958

[4] Hartanto, B., Yudanto, B. W., Nugroho, D., & Tomo, S. (2024). Impelementasi Convolutional Neural Network Menggunakan Model Mobilenet Dalam Aplikasi Presensi Berbasis Pengenalan Wajah. *Biner : Jurnal Ilmiah Informatika Dan Komputer*, *3*(1), 22–26. https://doi.org/10.32699/biner.v3i1.6607

[5] Destiana, N., Aisyah, N., Sebayang, A., dan Yuniasih, I. (2024) Implementasi Deep Learning Berbasis Tensorflow Untuk Pengenalan Wajah. *Jurnal Sistem Informasi Dan Aplikasi*, *2*(2), 31–34, https://doi.org/10.52958/jsia.v2i2.8560.

[6] Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI*, *5*(2), 697–711.

[7] Kuncoro, A. V., Ni'mah, L. M., & Faisal, E. (2025). Perbandingan Multi Algoritma Klasifikasi dan Tuning Parameter untuk Prediksi Ketergantungan Skincare Berbasis Streamlit. Building of Informatics, *Technology and Science (BITS),* *7*(2), 1078-1089. https://doi.org/10.47065/bits.v7i2.7897

[8] Muhammad, F. A. K., & Putra, R. E. (2025). Perbandingan Analisis Sentimen Untuk Prediksi Kepuasan Pelanggan Kedai Kopi Di Kofind Menggunakan Algoritma SVM Dan Naive Bayes. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*. *6*(4), 1039–1048.

[9] Amaliah, Suci., Nusrang, M., & Aswi. (2022) Penerapan Metode Random Forest Untuk Klasifikasi Varian Minuman Kopi Di Kedai. *Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research (Online)*. *4*(2), 121-127

[10] Algoritme, J., Alwanda, M. R., Putra, R., Ramadhan, K., Alamsyah, D., Studi, P., & Informatika, T. (2020). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle. *1*(1).

[11] Yudianto, M. R. A., Kusrini, K., & Al Fatta, H. (2020). Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Wayang dengan Algoritma Convolitional Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi*, *4*(2), 182–191. https://doi.org/10.36294/jurti.v4i2.1319