

# Identifikasi Emosi berdasarkan Citra Wajah Anak untuk Mendukung Proses Pembelajaran

<sup>1\*</sup>Elisabeth Dahu Seran, <sup>2</sup>Made Ayu Dusea Widyadara, <sup>3</sup>Daniel Swanjaya

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: <sup>1</sup>[seransanty7@gmail.com](mailto:seransanty7@gmail.com), <sup>2</sup>[madedara@gmail.com](mailto:madedara@gmail.com), <sup>3</sup>[daniel@unpkediri.ac.id](mailto:daniel@unpkediri.ac.id)

*Penulis Korespondensi : Elisabeth Dahu Seran*

**Abstrak**—Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi emosi pada citra wajah anak menggunakan metode deep learning dengan arsitektur MobileNetV2 guna mendukung proses pembelajaran yang lebih adaptif. Emosi anak memiliki pengaruh terhadap konsentrasi, motivasi, dan pemahaman materi pembelajaran, namun guru sering mengalami kesulitan dalam mengenali kondisi emosional siswa secara objektif dan *real-time*. Penelitian ini menggunakan metode *Research and Development* (R&D) dengan tahapan pengumpulan dataset, preprocessing citra, pelatihan model, evaluasi sistem, dan implementasi aplikasi berbasis Streamlit. Dataset terdiri dari empat kategori emosi yaitu marah, netral, sedih, dan senang. Tahap preprocessing dilakukan melalui crop wajah, *resize* citra RGB 128×128 piksel, dan augmentasi data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu mengklasifikasikan emosi wajah anak dengan akurasi sebesar 70,45% berdasarkan pengujian *confusion matrix*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Sistem yang dikembangkan diharapkan dapat membantu guru dalam memahami kondisi emosional siswa sehingga proses pembelajaran menjadi lebih adaptif dan interaktif.

**Kata Kunci**—*Deep learning*, identifikasi emosi, MobileNetV2, pembelajaran adaptif, wajah anak.

**Abstract**—This study aims to develop a children's facial emotion identification system using a deep learning approach with the MobileNetV2 architecture to support a more adaptive learning process. Children's emotions influence concentration, motivation, and understanding of learning materials, yet teachers often experience difficulties in recognizing students' emotional conditions objectively and in *real-time*. This research employed the *Research and Development* (R&D) method consisting of dataset collection, image preprocessing, model training, system evaluation, and Streamlit-based application implementation. The dataset consisted of four emotion categories: angry, neutral, sad, and happy. The preprocessing stage included face cropping, resizing RGB images to 128×128 pixels, and data augmentation. The results showed that the MobileNetV2 model achieved an accuracy of 70.45% based on *confusion matrix*, *precision*, *recall*, and *F1-score* evaluations. The developed system is expected to assist teachers in understanding students' emotional conditions and support a more adaptive and interactive learning process.

**Keywords**—*Adaptive learning*, children's facial expression, deep learning, emotion recognition, MobileNetV2

This is an open access article under the CC BY-SA License.



## I. PENDAHULUAN

Citra wajah merupakan salah satu objek penting dalam pengolahan citra digital yang dapat memberikan informasi mengenai identitas dan kondisi emosional seseorang. Teknologi

pengolahan citra memungkinkan komputer mengenali ekspresi wajah berdasarkan fitur seperti mata, mulut, dan alis [1].

Dalam dunia pendidikan, emosi anak memiliki pengaruh besar terhadap proses belajar, seperti konsentrasi, motivasi, dan pemahaman materi. Emosi seperti senang, sedih, marah, dan netral dapat memengaruhi perilaku siswa di kelas [2]. Namun, guru sering mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi kondisi emosional siswa secara objektif dan *real-time*. Pemilihan empat kategori emosi yaitu marah, netral, sedih, dan senang didasarkan pada pertimbangan bahwa emosi tersebut merupakan ekspresi yang paling sering muncul dalam konteks pembelajaran di kelas. Keempat emosi tersebut juga dinilai paling relevan untuk menggambarkan tingkat keterlibatan (engagement), perhatian, motivasi, dan respons siswa selama proses pembelajaran berlangsung sehingga dapat digunakan sebagai indikator kondisi emosional siswa dalam mendukung pembelajaran yang lebih adaptif.

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa CNN mampu mengenali ekspresi wajah dengan akurasi tinggi [3], [4]. Namun, sebagian besar penelitian masih menggunakan dataset wajah orang dewasa sehingga kurang optimal untuk wajah anak yang lebih dinamis [5].

Beberapa penelitian juga menunjukkan bahwa sistem deteksi emosi berbasis CNN dapat membantu meningkatkan interaksi dalam pembelajaran [6], serta mendukung analisis perilaku siswa [7].

Meskipun berbagai penelitian telah berhasil menerapkan CNN untuk pengenalan ekspresi wajah, sebagian besar masih menggunakan arsitektur CNN konvensional yang memiliki kompleksitas komputasi relatif tinggi. Selain itu, penelitian terkait identifikasi emosi pada wajah anak masih terbatas dibandingkan penelitian yang menggunakan dataset wajah orang dewasa. MobileNetV2 dipilih karena memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit dan proses komputasi yang lebih ringan dibandingkan CNN konvensional, namun tetap mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik. Arsitektur ini memanfaatkan *depthwise separable convolution* sehingga proses ekstraksi fitur menjadi lebih efisien tanpa mengurangi kemampuan model dalam mengenali pola ekspresi wajah. Oleh karena itu, MobileNetV2 dinilai lebih sesuai untuk mendeteksi emosi wajah anak yang memiliki variasi ekspresi lebih dinamis serta mendukung implementasi sistem identifikasi emosi secara *real-time* pada lingkungan pembelajaran.

## II. METODE

Metode *Research and Development* (R&D) digunakan untuk merancang sistem identifikasi emosi berbasis citra wajah anak karena metode ini sesuai untuk proses pengembangan dan pengujian sistem identifikasi emosi. MobileNetV2 digunakan sebagai arsitektur deep learning utama karena mampu mengenali pola dan fitur pada citra wajah secara otomatis dengan komputasi yang lebih ringan.

### A. Data dan Subjek Penelitian

Dataset berupa citra wajah anak dengan empat kategori emosi: senang, sedih, marah, dan netral. Dataset diperoleh dari sumber publik dan pengambilan langsung dengan izin etika penelitian [8].

### B. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian meliputi:

#### 1. Pengumpulan data citra wajah

2. Pra-pemrosesan citra
3. Deteksi wajah menggunakan OpenCV
4. Ekstraksi fitur menggunakan MobileNetV2
5. Klasifikasi emosi menggunakan softmax
6. Evaluasi model

Pra-pemrosesan citra dilakukan melalui crop wajah, *resize* citra RGB 128×128 piksel, normalisasi, dan augmentasi data [9].

#### C. Dataset Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di SDN Ngadirejo 1 Kota Kediri. Dataset yang digunakan terdiri atas empat kategori emosi, yaitu marah, netral, sedih, dan senang. Jumlah dataset yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 280 citra, dengan masing-masing kategori emosi terdiri atas 70 citra. Data citra kemudian melalui tahap preprocessing sebelum digunakan pada proses pelatihan, validasi, dan pengujian model. Sampel dataset disajikan pada gambar 1.



Gambar 1. Sampel Dataset Ekspresi Wajah Anak

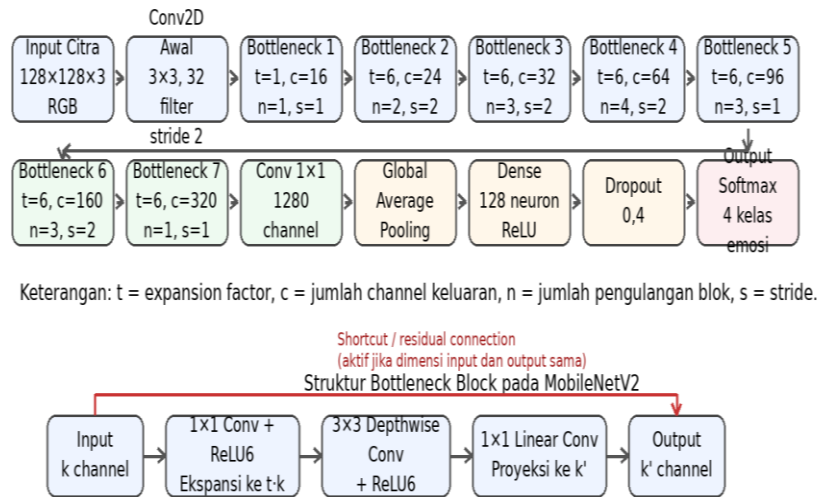
#### D. Arsitektur MobileNetV2

Pada penelitian ini digunakan arsitektur MobileNetV2 sebagai metode utama dalam proses klasifikasi emosi wajah anak. MobileNetV2 merupakan pengembangan dari Convolutional Neural Network (CNN) yang dirancang untuk menghasilkan performa klasifikasi yang baik dengan kompleksitas komputasi yang lebih ringan. Arsitektur ini banyak digunakan pada bidang computer vision karena mampu melakukan ekstraksi fitur citra secara otomatis dengan jumlah parameter yang lebih sedikit sehingga proses klasifikasi menjadi lebih ringan.

MobileNetV2 menggunakan konsep depthwise separable convolution dan inverted residual block yang memungkinkan proses komputasi menjadi lebih cepat tanpa mengurangi performa model secara signifikan. Pada penelitian ini, MobileNetV2 diterapkan menggunakan pendekatan transfer learning dengan bobot awal (pretrained weights) dari dataset ImageNet. Pendekatan ini dipilih karena mampu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola visual meskipun jumlah dataset penelitian relatif terbatas.

Arsitektur MobileNetV2 yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2. Gambar 2 menunjukkan arsitektur MobileNetV2 yang digunakan untuk klasifikasi emosi wajah anak. Arsitektur ini terdiri atas beberapa bottleneck block yang memanfaatkan mekanisme inverted residual dan depthwise convolution untuk mengekstraksi fitur citra secara efisien. Fitur yang dihasilkan kemudian diproses melalui global average pooling, dense layer, dropout, dan lapisan softmax untuk mengklasifikasikan empat kategori emosi.

Penggunaan MobileNetV2 pada penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi identifikasi emosi wajah anak sekaligus mendukung performa sistem sehingga dapat diimplementasikan pada aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit.



Gambar 2. Arsitektur MobileNetV2

#### E. Evaluasi

Evaluasi model menggunakan confusion matrix, akurasi, precision, recall, dan F1-score [11].

##### 1. Accuracy

$$Accuracy = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Data}} \times 100\% \dots\dots\dots(1)$$

##### 2. Precision

$$Precision = \frac{Tp}{Tp+Fp} \dots\dots\dots(2)$$

##### 3. Recall

$$Recall = \frac{Tp}{Tp+Fn} \dots\dots\dots(3)$$

##### 4. F1 - Score

$$F1\text{-score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \dots\dots\dots(4)$$

Keterangan:

TP (True Positive) adalah jumlah data yang diprediksi benar,

FP (False Positive) adalah data yang salah diprediksi sebagai kelas tertentu,

FN (False Negative) adalah data yang gagal dikenali dalam kelas sebenarnya.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Hasil

Penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk melakukan klasifikasi emosi wajah anak berdasarkan empat kategori emosi yaitu marah, netral, sedih, dan senang. Proses pelatihan

dilakukan menggunakan dataset citra wajah anak yang telah melalui tahap *preprocessing* berupa crop wajah, *resize* citra RGB berukuran 128×128 piksel, serta augmentasi data.

Pelatihan model dilakukan menggunakan pendekatan *transfer learning* tanpa *fine-tuning* dengan memanfaatkan *pretrained weights* dari *ImageNet*. Selain itu, data augmentation diterapkan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model dan mengurangi risiko *overfitting*. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan 50 epoch dengan pendekatan transfer learning pada arsitektur MobileNetV2. Penggunaan 50 epoch dipilih karena mampu memberikan keseimbangan antara peningkatan akurasi model dan kestabilan proses pelatihan. Pada jumlah epoch yang lebih rendah, model belum mampu mempelajari pola ekspresi wajah secara optimal, sedangkan penggunaan epoch yang terlalu tinggi berpotensi menyebabkan *overfitting* terhadap data pelatihan. Oleh karena itu, 50 epoch dianggap cukup untuk menghasilkan performa klasifikasi emosi wajah yang lebih baik dan stabil. Proses pelatihan menghasilkan model terbaik dengan tingkat akurasi pengujian sebesar 70.45%.

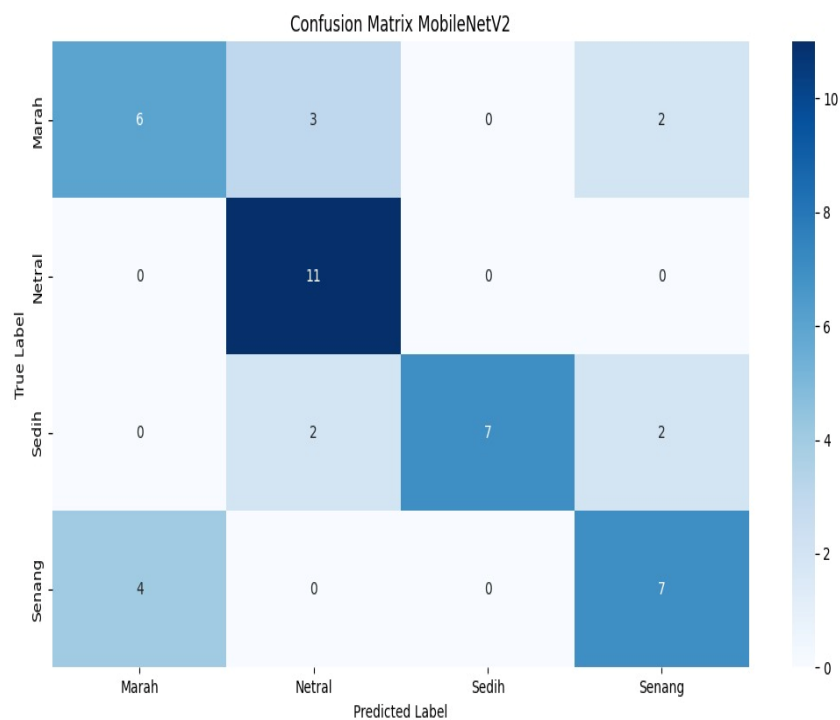
Hasil evaluasi model diperoleh sebagai berikut:

Test Loss : 0.7481

Test Accuracy : 70.45%

Hasil tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi emosi wajah anak dengan cukup baik meskipun jumlah dataset penelitian masih terbatas.

Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mengetahui performa klasifikasi pada masing-masing kategori emosi. Hasil confusion matrix dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. *Confusion Matrix*

Berdasarkan *confusion matrix* yang disajikan pada Gambar 3, model MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi emosi wajah anak dengan cukup baik pada empat kategori emosi yaitu marah, netral, sedih, dan senang. Nilai pada diagonal utama *confusion matrix* menunjukkan jumlah data yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model.

Pada kategori netral, seluruh data berhasil dikenali dengan benar sebanyak 11 data sehingga menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik. Kategori sedih juga memiliki hasil klasifikasi yang cukup baik dengan 7 data berhasil diprediksi secara benar. Sementara itu, kategori marah dan senang masih mengalami beberapa kesalahan klasifikasi. Sebagian data marah diprediksi sebagai netral dan senang, sedangkan beberapa data senang diprediksi sebagai marah.

Selain *confusion matrix*, evaluasi model juga dilakukan menggunakan *classification report* untuk mengetahui nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada masing-masing kategori emosi.

Tabel 1. *Classification Report*

| Kategori Emosi | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> | <i>F1-Score</i> | <i>Support</i> |
|----------------|------------------|---------------|-----------------|----------------|
| Marah          | 0,60             | 0,55          | 0,57            | 11             |
| Netral         | 0,69             | 1,00          | 0,81            | 11             |
| Sedih          | 1,00             | 0,64          | 0,78            | 11             |
| Senang         | 0,64             | 0,64          | 0,64            | 11             |

Berdasarkan hasil *classification report* yang disajikan pada Tabel 1, kategori netral memiliki performa terbaik dengan nilai *recall* sebesar 1.00 dan *F1-score* sebesar 0.81. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali ekspresi netral dengan sangat baik. Kategori sedih juga memiliki nilai *precision* yang tinggi sebesar 1.00 yang menunjukkan bahwa prediksi emosi sedih memiliki tingkat ketepatan yang baik.

Model MobileNetV2 yang telah dilatih kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan framework Streamlit. Sistem dirancang agar pengguna dapat melakukan identifikasi emosi wajah anak secara interaktif melalui proses upload gambar. Sistem akan melakukan preprocessing citra, prediksi emosi, dan menampilkan hasil klasifikasi beserta tingkat keyakinan prediksi secara *real-time*.

## B. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan arsitektur MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi emosi wajah anak dengan performa yang cukup baik. Penggunaan transfer learning membantu model dalam mengenali fitur wajah secara otomatis meskipun jumlah dataset penelitian masih relatif terbatas. Nilai akurasi sebesar 70,45% menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mengenali pola emosi wajah anak dengan cukup baik. Hasil tersebut dipengaruhi oleh keterbatasan jumlah dataset, variasi pencahayaan, dan perubahan ekspresi wajah anak yang lebih dinamis dibandingkan wajah orang dewasa.

Tahapan preprocessing seperti crop wajah, *resize* RGB 128×128 piksel, dan augmentasi data memberikan pengaruh terhadap peningkatan performa model. Selain itu, penggunaan MobileNetV2 membuat proses klasifikasi menjadi lebih efisien dibandingkan CNN konvensional karena memiliki jumlah parameter yang lebih ringan dan proses komputasi yang lebih cepat.

Berdasarkan confusion matrix dan classification report, model memiliki performa terbaik pada kategori netral karena seluruh data berhasil dikenali dengan benar. Sementara itu, kategori marah masih mengalami beberapa kesalahan klasifikasi karena adanya kemiripan visual dengan ekspresi lain seperti senang maupun sedih. Faktor pencahayaan, posisi wajah, serta variasi ekspresi wajah anak juga memengaruhi performa model dalam melakukan klasifikasi emosi.

Implementasi sistem berbasis Streamlit memberikan kemudahan dalam proses pengujian model secara real-time dan menghasilkan antarmuka yang lebih interaktif bagi pengguna. Sistem yang dikembangkan memiliki potensi untuk membantu guru dalam mengenali kondisi emosional siswa selama proses pembelajaran. Namun, penelitian ini belum melakukan evaluasi langsung terhadap pengguna akhir sehingga aspek kegunaan (usability), kemudahan penggunaan, dan manfaat praktis sistem bagi guru masih perlu dikaji lebih lanjut.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 dapat digunakan sebagai metode deep learning yang cukup efektif untuk melakukan identifikasi emosi wajah anak berbasis citra digital.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Sistem identifikasi emosi wajah anak menggunakan metode deep learning dengan arsitektur MobileNetV2 berhasil dikembangkan dan diimplementasikan untuk mengklasifikasikan empat kategori emosi, yaitu marah, netral, sedih, dan senang berdasarkan citra wajah anak.
2. Tahapan preprocessing berupa crop wajah, *resize* citra RGB berukuran 128×128 piksel, serta augmentasi data berkontribusi dalam meningkatkan performa model pada proses klasifikasi emosi.
3. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model MobileNetV2 memperoleh tingkat akurasi sebesar 70,45% dengan performa terbaik pada kategori emosi netral.
4. Implementasi sistem berbasis web menggunakan Streamlit memungkinkan proses identifikasi emosi dilakukan secara interaktif dan real-time. Sistem yang dikembangkan memiliki potensi untuk membantu guru dalam memahami kondisi emosional siswa selama proses pembelajaran. Namun, evaluasi langsung terhadap pengguna akhir seperti guru belum dilakukan sehingga aspek kegunaan dan manfaat praktis sistem masih perlu dikaji lebih lanjut.
5. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada jumlah dataset dan variasi ekspresi wajah anak yang menyebabkan beberapa kesalahan klasifikasi pada emosi yang memiliki kemiripan visual.
6. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambah jumlah dan variasi dataset, menerapkan teknik deteksi landmark wajah pada tahap preprocessing, serta membandingkan kinerja MobileNetV2 dengan arsitektur lain seperti EfficientNet-Lite untuk meningkatkan akurasi identifikasi emosi wajah anak.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] O. Veza, S. Kom, M. Kom, S. Agustini, S. Kom, and M. Kom, *Pengenalan Dasar Pengolahan Citra*. Cendikia Mulia Mandiri, 2025.
- [2] R. Rahmawati, “Analisis Tingkat Keterlibatan Orang Tua dalam Proses Evaluasi Belajar Anak Usia Dini di Lingkungan PAUD,” *Thufuli J. Pendidik. Islam Anak Usia Dini*, vol. 1, no. 2, pp. 40–45, 2023.
- [3] G. A. Bahagia and M. Akbar, “Klasifikasi sampah organik dan anorganik menggunakan metode convolutional neural network (CNN),” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 5, pp. 10349–10355, 2024.
- [4] M. I. Maulana, K. Aeni, and F. Fathulloh, “Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *Indones. J. Informatics Res.*, vol. 4, no. 2, 2023.
- [5] A. Y. Setyawan, J. Jumadi, and E. Nurlatifah, “Deteksi Emosi Pada Citra Wajah Dengan Deep Learning Sebagai Alat Pendukung Terapi Bagi Pengidap Alexithymia,” *SMATIKA J.*, vol. 14, no. 02, pp. 353–362, 2024.
- [6] E. S. Agung, A. P. Rifai, and T. Wijayanto, “Image-based facial emotion recognition using convolutional neural network on emognition dataset,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 14429, 2024.
- [7] C. T. Noora *et al.*, “Facial Expression Analysis for Academic Engagement Monitoring With Kriging Geometry and Region Proposal Network Deep Transfer Learning,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 102, no. 20, 2024.
- [8] B. Syafitri, “Klasifikasi Emosi Berdasarkan Citra Ekspresi Menggunakan Metode Capsule Network (Capsnet),” *Universitas Medan Area*, 2024.
- [9] L. F. Olivia, Y. Yuhandri, and S. Arlis, “Penerapan Deep Learning Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dan K-Means dalam Klasterisasi Citra Butiran Pasir,” *J. KomtekInfo*, pp. 54–62, 2025.
- [10] S. Birowo and M. A. Maulana, “Deteksi Suasana Hati Karyawan Berbasis Deep Learning Menggunakan CNN,” *bit-Tech*, vol. 8, no. 1, pp. 18–24, 2025.
- [11] R. Aprilia Anggun Sari, “Klasifikasi Penyakit Karat Daun dan Tungau Merah pada Tanaman Kopi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan Arsitektur SqueezeNet,” 2025.