



Klasifikasi Ekspresi Emosi Wajah Bahagia dan Tidak Bahagia Menggunakan Arsitektur Mobilenetv2 Berbasis *Deep Learning*

Fatimah Az Zahra¹, Pratomo Setiaji², Wiwit Agus Triyanto³

^{1,2,3} Program Studi Sistem Informasi, Universitas Muria Kudus, Indonesia

Article Info:

Dikirim: 27 Mei 2025

Direvisi: 30 Mei 2025

Diterima: 10 Juni 2025

Tersedia Online: 30 Juni 2025

Penulis Korespondensi:

Fatimah Az Zahra

Program Studi Sistem Informasi,
Fakultas Teknik, Universitas Muria
Kudus

Email: 202153011@umk.ac.id

Abstrak: Penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi ekspresi wajah dua kelas (*happy* dan *not happy*) menggunakan arsitektur Convolutional Neuran Network (CNN) berbasis MobileNetV2 yang ringan dan efisien. Dataset yang digunakan merupakan gabungan dari FER2013, Pinterest, dan Roboflow, yang telah melalui proses augmentasi dan preprocessing. Model dilatih menggunakan metode 5-Fold Cross Validation untuk memperoleh evaluasi yang lebih stabil dan menyeluruh. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai rata-rata akurasi validasi sebesar 81,49%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang seimbang. Model kemudian diimplementasikan dalam sistem web berbasis Flask, memungkinkan pengguna mengunggah gambar dan memperoleh hasil klasifikasi dalam bentuk label teks. Pengujian menggunakan gambar wajah pribadi menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan generalisasi yang baik pada data nyata di luar data latih. Penelitian ini menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 dapat diandalkan untuk tugas klasifikasi ekspresi wajah dua kelas berbasis gambar statis dan berpotensi dikembangkan lebih lanjut untuk aplikasi praktik di bidang pendidikan, interaksi manusia-komputer, dan layanan publik.

Kata kunci: Klasifikasi ekspresi, CNN, MobileNetV2

Abstract: This study aims to develop a two-class facial expression classification system (*happy* and *not happ*) using a lightweight and efficient Convolutional Neural Network (CNN) architecture, namely MobileNetV2. The dataset used is combination of FER2013, Pinterest, and Roboflow, which has undergone augmentation and preprocessing. The model was trained using the 5-Fold Cross Validation method to obtain more stable and comprehensive evaluation results. The training results show that the model achieves an average validation accuracy of 81.49%, with balanced precision, recall, and F1-score values. The trained model was implemented into a web-based system using Flask, allowing users to upload images and receive classification results in textual labels. Testing with private facial images indicates that the system has good generalization capability on real-world data outside the training set. This study demonstrates that the MobileNetV2 architecture is reliable for binary facial expression classification tasks based on static images and has potential for further development in practical applications such as education, human-computer interaction, and public services.

Keywords: Expression Classification, CNN, MobileNetV2

1. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang semakin berkembang, pengenalan ekspresi wajah menjadi bidang penting karena perannya dalam komunikasi non-verbal. Ekspresi seperti *happy* dan *not happy* tidak hanya merefleksikan kondisi emosional, tetapi juga menjadi indikator penting dalam bidang psikologi, interaksi manusia dan komputer, hingga teknologi informasi (1). Namun, masih banyak alat bantu yang belum mampu mengenali ekspresi secara akurat, terutama untuk ekspresi yang halus atau ambigu (2,3).

Tantangan lain muncul dari variasi pencahayaan, sudut pandang, dan perbedaan budaya yang memengaruhi akurasi pengenalan. Metode klasik seperti Viola-Jones dan Support Vector Machine (SVM) memiliki keterbatasan dalam menangani kompleksitas tersebut (3). Seiring kemajuan teknologi, pendekatan *deep learning*, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), menjadi solusi yang lebih menjanjikan. CNN terbukti mampu mengekstraksi fitur penting dari gambar wajah secara otomatis, bahkan dalam kondisi lingkungan yang tidak ideal (4,5).

MobileNetV2, sebagai arsitektur CNN modern, menawarkan efisiensi komputasi melalui *depthwise separable convolution* dan *Linear Bottleneck*, sehingga cocok untuk sistem berbasis perangkat ringan maupun real-time (6). Studi-studi terkini juga menunjukkan keberhasilan CNN dalam aplikasi lain seperti pelacakan perilaku ayam secara *real-time* (7) serta klasifikasi kualitas telur berbasis tekstur (8), yang memperkuat keunggulan CNN dalam pengolahan citra.

Namun, untuk memastikan performa model yang stabil, dibutuhkan strategi evaluasi yang tepat. Metode *K-Fold Cross Validation* terbukti efektif untuk menghindari bias terhadap subset data tertentu. Pendekatan ini banyak digunakan bersamaan dengan transfer learning seperti MobileNetV2 untuk meningkatkan generalisasi sistem pengenalan ekspresi, khususnya dalam interaksi daring (9).

Penelitian ini mengambil pendekatan klasifikasi dua kelas — *happy* dan *not happy* — untuk menyederhanakan sistem dan meningkatkan akurasi. Model dikembangkan menggunakan MobileNetV2 dan divalidasi dengan K-Fold Cross Validation. Dataset yang digunakan merupakan kombinasi dari FER2013, Pinterest, dan Roboflow yang telah dikurasi agar seimbang dan relevan. Diharapkan hasil penelitian ini dapat berkontribusi pada pengembangan sistem klasifikasi ekspresi wajah yang lebih akurat, efisien, dan siap diterapkan pada bidang-bidang seperti pendidikan, psikologi, dan layanan publik.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Metode Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan berasal dari gabungan tiga sumber publik, yaitu FER2013, Pinterest, dan Roboflow. Gambar yang dikumpulkan merupakan ekspresi wajah manusia yang diklasifikasikan ke dalam dua kategori (*happy* dan *not happy*). Setelah proses penggabungan dan kurasi manual, jumlah data awal masih tidak seimbang. Oleh karena itu, dilakukan augmentasi tambahan pada kelas *happy* untuk menyeimbangkan jumlah antar kelas. Total data akhir digunakan untuk pelatihan dan validasi.

2.2 Preprocessing Data

Seluruh gambar diubah ke format *grayscale* dan diubah ukurannya menjadi 96x96 piksel agar sesuai dengan *input* layer model. Data kemudian dinormalisasi ke rentang nilai piksel [0,1] dan diberi label sesuai kategorinya. Proses augmentasi yang digunakan antara lain rotasi acak dan *horizontal flipping*, dilakukan hanya pada data latih untuk meningkatkan keragaman data dan mengurangi risiko *overfitting*.

2.3 Arsitektur Model

Model yang digunakan adalah MobileNetV2, sebuah arsitektur CNN ringan yang efisien secara komputasi namun tetap mampu menghasilkan performa klasifikasi yang kompetitif. Model dimodifikasi pada bagian akhir (*fully connected layer*) untuk menyesuaikan dengan jumlah kelas. Aktivasi ReLU digunakan pada *hidden layer*, sementara fungsi aktivasi *softmax* digunakan pada layer *output*. Proses pelatihan dilakukan menggunakan *optimizer* Adam dan *loss function* *categorical crossentropy*.

2.4 Pelatihan dan Validasi

Model dilatih menggunakan pendekatan *5-Fold Cross Validation*, yaitu membagi dataset menjadi lima bagian yang berbeda. Pada setiap iterasi, empat bagian digunakan sebagai data latih dan satu bagian sebagai data validasi. Proses ini diulang sebanyak lima kali sehingga setiap data mendapat giliran sebagai data validasi. Teknik ini dipilih untuk memastikan evaluasi model lebih akurat dan tidak bias terhadap pembagian data tertentu.

2.5 Evaluasi Performa

Evaluasi dilakukan pada setiap fold menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk melihat jumlah prediksi benar dan salah antar kelas. Visualisasi grafik metrik per *fold* juga digunakan untuk menilai stabilitas performa model pada setiap iterasi validasi silang.

2.6 Implementasi Sistem

Model akhir yang diperoleh dari pelatihan kemudian diimplementasikan dalam bentuk sistem klasifikasi berbasis web menggunakan framework Flask. Sistem ini menyediakan antarmuka sederhana untuk mengunggah gambar wajah, kemudian menampilkan hasil klasifikasi berupa bentuk label teks (*happy* atau *not happy*) berdasarkan prediksi model. Antarmuka sederhana disediakan untuk kemudahan penggunaan oleh pengguna umum. Sistem diuji menggunakan gambar wajah pribadi untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data di luar dataset pelatihan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan model klasifikasi ekspresi wajah dua kelas (*happy* dan *not happy*) berbasis arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan MobileNetV2. Dataset yang digunakan berasal dari gabungan FER2013, Pinterest, dan Roboflow, dengan total lebih dari 3000 gambar setelah proses augmentasi. Model dilatih dengan pendekatan *5-Fold Cross Validation* untuk menguji stabilitas dan generalisasi model terhadap data yang berbeda. Data latih dan validasi diproses dalam format *grayscale* dan diubah ukurannya menjadi 96×96 piksel.

Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik klasifikasi standar yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Rumus yang digunakan untuk menghitung metrik tersebut dijelaskan sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

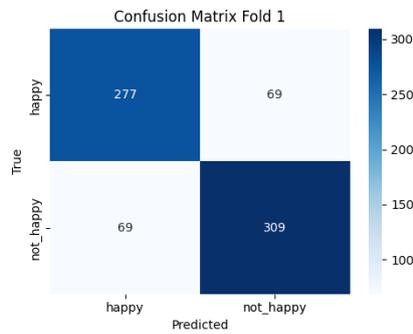
$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Keterangan:

- TP (True Positive)
Jumlah data dari kelas positif (misalnya *Happy*) yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai *Happy* oleh model.
- TN (True Negative)
Jumlah data dari kelas negatif (misalnya *Not Happy*) yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai *Not Happy*.
- FP (False Positive)
Jumlah data dari kelas negatif (*Not Happy*) yang salah diklasifikasikan oleh model sebagai kelas positif (*Happy*).
- FN (False Negative)
Jumlah data dari kelas positif (*Happy*) yang salah diklasifikasikan oleh model sebagai kelas negatif (*Not Happy*).

3.1. Hasil Evaluasi per Fold

Fold 1 (Gambar 1): Confusion matrix pada Fold 1 menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar gambar dengan benar. Sebanyak **277 gambar** kelas happy dan **309 gambar** kelas not happy berhasil diklasifikasikan secara tepat. Jumlah kesalahan klasifikasi adalah **138 gambar**, yang tersebar relatif merata pada kedua kelas. *Confusion Matrix* ditunjukkan sebagai berikut:



Gambar 1. Confusion Matrix Fold 1

Berdasarkan matriks di atas, diperoleh nilai metrik evaluasi sebagai berikut:

- Happy Class:

$$\text{Precision} = \frac{277}{277+69} = \frac{277}{346} = 0.80$$

$$\text{Recall} = \frac{277}{277+69} = \frac{277}{346} = 0.80$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.80 \times 0.80}{0.80 + 0.80} = 0.80$$

Nilai *precision* dan *recall* yang sama menandakan bahwa model tidak hanya akurat dalam memprediksi wajah *happy*, tetapi juga mampu mendeteksi mayoritas ekspresi *happy* yang benar. Hal ini menunjukkan keseimbangan yang baik antara prediksi positif yang benar dan total wajah *happy* yang seharusnya dikenali.

- Not Happy Class:

$$\text{Precision} = \frac{309}{309+69} = \frac{309}{378} = 0.82$$

$$\text{Recall} = \frac{309}{309+69} = \frac{309}{378} = 0.82$$

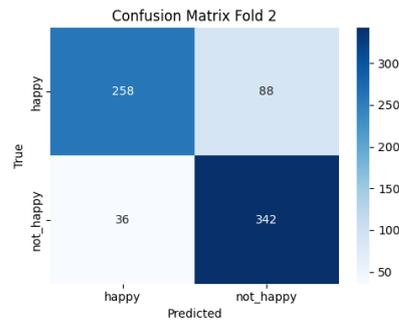
$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{0.82 \times 0.82}{0.82 + 0.82} = 0.82$$

Untuk kelas *not happy*, model juga menunjukkan performa yang cukup tinggi, dengan *precision* dan *recall* sama-sama berada di angka 0.82. Artinya, model mampu mengenali ekspresi negatif secara akurat dan sensitif.

- Accuracy: $\frac{277+309}{724} = \frac{586}{724} = 0.81$

Dengan akurasi 81%, Fold 1 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang solid dan seimbang untuk kedua kelas. Nilai metrik ini mendukung kesimpulan bahwa model sudah cukup baik dalam menangani variasi data pada *subset Fold 1*.

Fold 2 (Gambar 2): Confusion matrix pada Fold 2 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang cukup baik terhadap kedua kelas, meskipun terdapat sedikit penurunan performa untuk kelas *happy*. Sebanyak 258 gambar *happy* dan 342 gambar *not happy* berhasil diklasifikasikan secara tepat, dengan total kesalahan klasifikasi sebanyak 124 gambar. Kesalahan tersebut lebih dominan pada kelas *happy* dibandingkan *not happy*. *Confusion matrix* ditunjukkan sebagai berikut:



Gambar 2. Confusion Matrix Fold 2

Berdasarkan matriks di atas, diperoleh nilai metrik evaluasi sebagai berikut:

- Happy Class:

$$\text{Precision} = \frac{258}{258+88} = \frac{258}{346} = 0.75$$

$$\text{Recall} = \frac{258}{258+36} = \frac{258}{294} = 0.88$$

$$\text{F1-Score } 2 \times \frac{0.75 \times 0.88}{0.75 + 0.88} = \frac{1.32}{1.63} = 0.81$$

Nilai *precision* yang lebih rendah dari *recall* menunjukkan bahwa meskipun sebagian besar wajah *happy* berhasil dikenali oleh model, terdapat cukup banyak kesalahan prediksi *not happy* yang diklasifikasikan sebagai *happy* (*false positive*). Namun, nilai *recall* yang tinggi mengindikasikan sensitivitas model yang baik terhadap ekspresi *happy*.

- Not Happy Class:

$$\text{Precision} = \frac{342}{342+36} = \frac{342}{378} = 0.90$$

$$\text{Recall} = \frac{342}{342+88} = \frac{342}{430} = 0.80$$

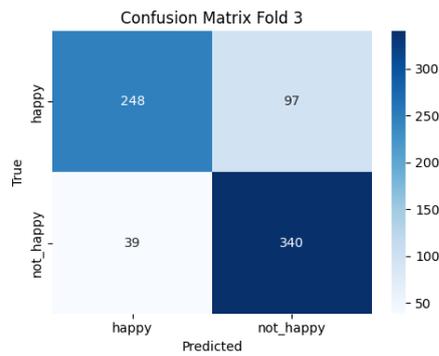
$$\text{F1-Score } 2 \times \frac{0.90 \times 0.80}{0.90 + 0.80} = \frac{1.44}{1.70} = 0.85$$

Precision yang tinggi pada kelas *not happy* menunjukkan bahwa model sangat akurat dalam mengidentifikasi ekspresi ini. Meskipun *recall* sedikit lebih rendah, hasil ini tetap menunjukkan bahwa model cukup sensitif terhadap wajah dengan ekspresi *not happy*.

- Accuracy: $\frac{258+342}{724} = \frac{600}{724} = 0.83$

Dengan akurasi sebesar 83%, *Fold 2* menunjukkan performa terbaik di antara *fold* lainnya. Nilai-nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* juga menunjukkan bahwa model mampu menjaga keseimbangan performa antar kelas meskipun terdapat sedikit *trade-off* antara *precision* dan *recall* pada masing-masing kelas.

Fold 3 (Gambar 3): *Confusion matrix* pada *Fold 3* menunjukkan bahwa model masih mampu mengklasifikasikan sebagian besar gambar dengan benar. Sebanyak 248 gambar kelas *happy* dan 340 gambar kelas *not happy* berhasil diklasifikasikan secara tepat, dengan total kesalahan klasifikasi sebanyak 136 gambar. Kesalahan paling dominan terjadi pada kelas *happy*, yang ditandai dengan nilai *false positive* yang cukup tinggi. *Confusion matrix* ditunjukkan sebagai berikut:



Gambar 3. Confusion Matrix Fold 3

Berdasarkan matriks di atas, diperoleh nilai metrik evaluasi sebagai berikut:

- *Happy Class:*

$$Precision = \frac{248}{248+97} = \frac{248}{345} = 0.72$$

$$Recall = \frac{248}{248+39} = \frac{248}{287} = 0.86$$

$$F1-Score\ 2 \times \frac{0.72 \times 0.86}{0.72 + 0.86} = \frac{1.24}{1.58} = 0.78$$

Nilai *precision* yang cukup rendah mengindikasikan masih banyak gambar dari kelas *not happy* yang salah diklasifikasikan sebagai *happy* (false positive). Namun, nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model cukup sensitif dalam mengenali wajah yang benar-benar *happy*. *F1-score* yang berada di kisaran 0.78 menunjukkan adanya *trade-off* yang cukup seimbang antara *precision* dan *recall*.

- *Not Happy Class:*

$$Precision = \frac{340}{340+39} = \frac{340}{379} = 0.90$$

$$Recall = \frac{340}{340+97} = \frac{340}{437} = 0.78$$

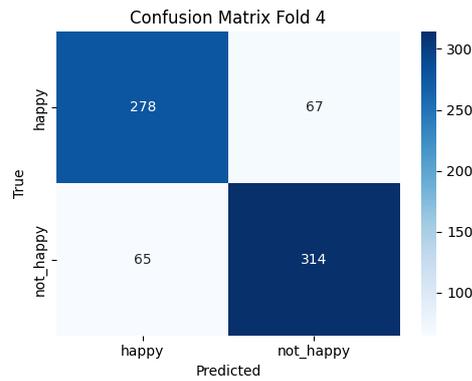
$$F1-Score\ 2 \times \frac{0.90 \times 0.78}{0.90 + 0.78} = \frac{1.404}{1.68} = 0.83$$

Pada kelas *not happy*, *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa prediksi model terhadap ekspresi negatif sangat akurat, dengan sedikit kesalahan klasifikasi dari wajah *happy*. Namun, nilai *recall* yang lebih rendah menandakan masih ada wajah *not happy* yang tidak terdeteksi (false negative). *F1-score* tetap menunjukkan performa keseluruhan yang kuat.

- *Accuracy:* $\frac{248+340}{724} = \frac{588}{724} = 0.81$

Dengan akurasi sebesar 81%, *Fold 3* menunjukkan performa model yang stabil dan seimbang antara kedua kelas, meskipun terdapat kecenderungan penurunan *precision* pada kelas *happy*. Hal ini menunjukkan bahwa model tetap mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap variasi data pada *Fold 3*.

Fold 4 (Gambar 4): *Confusion matrix* pada *Fold 4* menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan performa klasifikasi yang baik dan konsisten. Sebanyak 278 gambar kelas *happy* dan 314 gambar kelas *not happy* berhasil diklasifikasikan dengan benar, dengan total kesalahan klasifikasi sebanyak 132 gambar. *Confusion matrix* ditampilkan sebagai berikut:



Gambar 4. Confusion Matrix Fold 4

Berdasarkan matriks di atas, diperoleh nilai metrik evaluasi sebagai berikut:

- *Happy Class:*

$$Precision = \frac{278}{278+67} = \frac{278}{345} = 0.81$$

$$Recall = \frac{278}{278+65} = \frac{278}{343} = 0.81$$

$$F1-Score\ 2\ x\ \frac{0.81 \times 0.81}{0.81 + 0.81} = 0.81$$

Nilai *precision* dan *recall* yang identik menandakan bahwa model memiliki tingkat akurasi dan sensitivitas yang seimbang terhadap deteksi wajah *happy*. Ini menunjukkan bahwa model tidak hanya tepat dalam klasifikasinya, tetapi juga cukup menyeluruh dalam mengenali seluruh wajah yang memang tergolong *happy*.

- *Not Happy Class:*

$$Precision = \frac{314}{314+65} = \frac{314}{379} = 0.83$$

$$Recall = \frac{314}{314+67} = \frac{314}{381} = 0.82$$

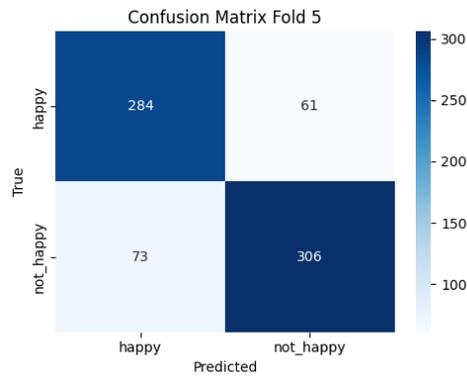
$$F1-Score\ 2\ x\ \frac{0.83 \times 0.82}{0.83 + 0.82} = 0.82$$

Kelas *not happy* menunjukkan performa yang bahkan sedikit lebih tinggi, dengan keseimbangan antara jumlah wajah *not happy* yang dikenali secara benar dan rendahnya jumlah kesalahan prediksi.

- *Accuracy:* $\frac{278+314}{724} = \frac{592}{724} = 0.82$

Fold ini menunjukkan performa paling seimbang dengan akurasi validasi tertinggi sejauh ini, memperkuat konsistensi model terhadap subset data yang berbeda.

Fold 5 (Gambar 5): *Confusion matrix* pada *Fold 5* mengindikasikan performa yang juga stabil, dengan total 284 gambar *happy* dan 306 gambar *not happy* yang berhasil diklasifikasikan secara tepat. Kesalahan klasifikasi berjumlah 134 gambar, yang tersebar hampir merata di kedua kelas. Matriks ditampilkan sebagai berikut:



Gambar 5. Confusion Matrix Fold 5

Berdasarkan matriks di atas, diperoleh nilai metrik evaluasi sebagai berikut:

- *Happy Class:*

$$Precision = \frac{284}{284+61} = \frac{284}{345} = 0.82$$

$$Recall = \frac{284}{284+73} = \frac{284}{357} = 0.80$$

$$F1-Score\ 2\ x\ \frac{0.82 \times 0.80}{0.82 + 0.80} = 0.81$$

Model menunjukkan presisi yang sangat baik untuk kelas *happy*, namun *recall* sedikit lebih rendah yang menandakan ada wajah *happy* yang tidak berhasil dikenali (*false negative*).

- *Not Happy Class:*

$$Precision = \frac{306}{306+73} = \frac{306}{379} = 0.81$$

$$Recall = \frac{306}{306+61} = \frac{306}{367} = 0.83$$

$$F1-Score\ 2\ x\ \frac{0.81 \times 0.83}{0.81 + 0.83} = 0.82$$

Recall yang tinggi pada kelas *not happy* menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mengenali wajah dengan ekspresi negatif di fold ini.

- *Accuracy:* $\frac{284+306}{724} = \frac{590}{724} = 0.81$

Fold 5 menegaskan kembali stabilitas performa model, baik dalam mengenali ekspresi *happy* maupun *not happy*, dengan akurasi keseluruhan mencapai 81%.

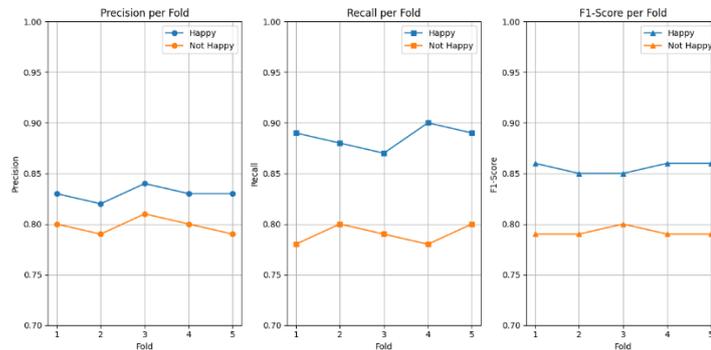
3.2. Visualisasi Grafik Metrik Precision, Recall, dan F1-Score

Gambar 6. menampilkan grafik perbandingan metrik *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* pada setiap fold untuk dua kelas yaitu *Happy* dan *Not Happy*. Visualisasi ini digunakan untuk mengamati stabilitas dan konsistensi performa model pada tiap iterasi pelatihan dan validasi menggunakan 5-Fold Cross Validation.

Pada grafik *Precision*, terlihat bahwa kelas *Happy* secara konsisten memiliki nilai lebih tinggi dibanding *Not Happy*, berkisar antara 0.82 hingga 0.84. Hal ini menunjukkan bahwa prediksi positif terhadap ekspresi bahagia cukup akurat dan memiliki tingkat kesalahan *false positive* yang rendah. Sementara itu, *precision* kelas *Not Happy* sedikit lebih rendah (sekitar 0.79–0.81), menunjukkan masih adanya gambar yang salah diklasifikasikan sebagai tidak bahagia.

Grafik *Recall* memperlihatkan bahwa model mampu mendeteksi ekspresi *Happy* dengan sangat baik, dengan nilai *recall* mencapai 0.87 hingga 0.90. Ini menunjukkan bahwa sebagian besar gambar ekspresi bahagia berhasil dikenali. Sebaliknya, *recall* untuk *Not Happy* cenderung lebih rendah (0.78–0.80), menandakan bahwa sebagian kecil ekspresi tidak bahagia masih terlewatkan (*false negative*).

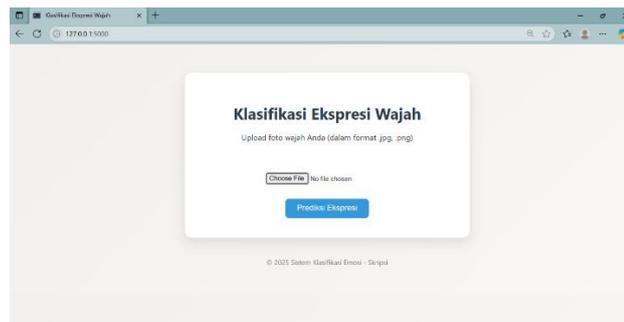
Grafik **F1-Score** menggabungkan presisi dan sensitivitas dalam satu metrik harmonis. Kelas *Happy* mempertahankan F1-score stabil di sekitar 0.85 hingga 0.86, sementara *Not Happy* berada pada kisaran 0.79 hingga 0.80. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang seimbang, dengan performa yang sedikit lebih kuat pada kelas ekspresi bahagia.



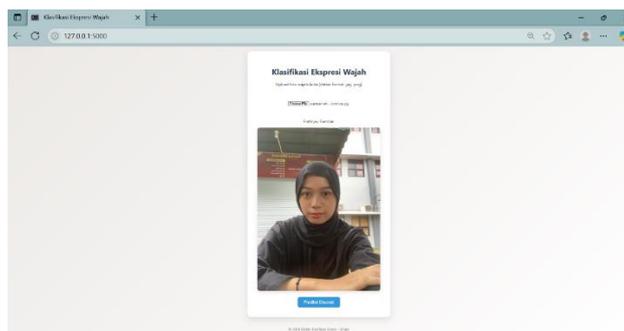
Gambar 6. Grafik Precision, Recall, F1-Score

3.3. Analisis Performa Model

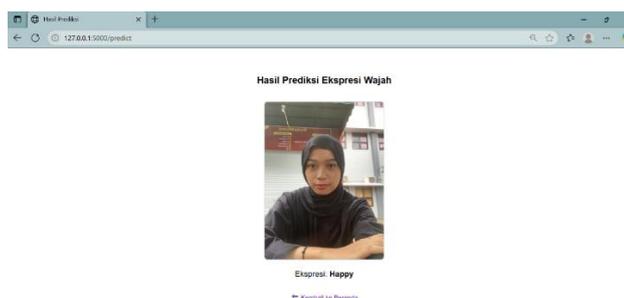
Model terbaik yang diperoleh dari proses pelatihan kemudian diimplementasikan ke dalam sistem klasifikasi berbasis web menggunakan *framework* Flask. Sistem ini memungkinkan pengguna mengunggah gambar wajah dan memperoleh hasil klasifikasi secara langsung berupa label *Happy* atau *Not Happy*. Gambar 7–9 menunjukkan tampilan antarmuka sistem mulai dari halaman *input*, proses pengunggahan gambar, hingga hasil klasifikasi akhir.



Gambar 7. Tampilan Sistem *Input*



Gambar 8. Tampilan Sistem *Preview*



Gambar 9. Tampilan *Output* dengan Hasil Prediksi *Happy*



Gambar 10. Tampilan Output dengan Hasil Prediksi Not Happy

Secara keseluruhan, hasil pengujian dan implementasi menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 tidak hanya efisien dari sisi komputasi, tetapi juga cukup akurat dalam mengenali ekspresi wajah statis. Model ini berpotensi untuk diterapkan dalam berbagai skenario nyata seperti sistem evaluasi pembelajaran daring, layanan publik berbasis ekspresi pengguna, dan sistem keamanan berbasis respons emosional.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa model klasifikasi ekspresi wajah berbasis MobileNetV2 mampu memberikan hasil yang akurat dan stabil untuk dua kelas, yaitu *happy* dan *not happy*. Dengan pendekatan *5-Fold Cross Validation*, model mencapai rata-rata akurasi sebesar 81,49% dan nilai evaluasi lainnya seperti *precision* dan *recall* di atas 0.80. Model ini kemudian diimplementasikan dalam sistem berbasis web menggunakan Flask dan berhasil mengklasifikasikan ekspresi wajah pada gambar pribadi dengan baik, menunjukkan kemampuan generalisasi yang cukup baik. Sistem ini dapat diterapkan untuk kebutuhan interaksi manusia-komputer berbasis emosi.

Sebagai saran, pengembangan sistem selanjutnya dapat mencakup klasifikasi multi-ekspresi, peningkatan akurasi melalui data lebih beragam, penyertaan akurasi hasil klasifikasi, serta penerapan sistem secara *real-time* menggunakan kamrea langsung agar lebih interaktif dan responsif dalam penggunaan nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Wafa Nurjihan S, Faturrahman N, Maki Wiguna I, Mulia Lasardi E, Purnama Giri E, Parasti Mindara G, et al. Pengenalan Pola Ekspresi Wajah Untuk Pengolahan Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. 2024;11(4):431–9. Available from: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [2] Prayuda MF. Classification of Sad Emotions and Depression Through Images Using Convolutional Neural Network (CNN). Jurnal Informatika Universitas Pamulang. 2021 Mar 31;6(1):90.
- [3] Ramdhany Edy M. Deteksi Emosi dari Ekspresi Wajah dengan Deep Learning. INTEC Journal: Information Technology Education Journal. 2024;3(2).
- [4] Adi Nugroho P, Fenriana I, Arijanto R. IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA EKSPRESI MANUSIA. JURNAL ALGOR [Internet]. 2020;2(1). Available from: <https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/algor/index>
- [5] Anggraini DP, Fitriani DE, Ulfah F, Agustin T. KLASIFIKASI EKSPRESI WAJAH MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN PERBANDINGAN DUA MODEL YANG DIMODIFIKASI. 2024;
- [6] Richard Steven Immanuel Sihombing, Rafif Nauval Tuah Siregar, Vijay Sitorus, Timotius Selar Sitompul. Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Journal of Creative Student Research. 2023 Dec 5;1(6):89–97.
- [7] Triyanto WA, Adi K, Suseno JE. Chicken tracking for location mapping of lameness chickens using YOLOv8 and deep learning-based tracking algorithm. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science. 2024 Apr 1;34(1):407–18.
- [8] Setiaji P, Adi K, Surarso B. Development of Classification Method for Determining Chicken Egg Quality Using GLCM-CNN Method. Ingenierie des Systemes d'Information. 2024 Apr 1;29(2):397–407.
- [9] Abdullah MU, Alkan A. A Comparative Approach for Facial Expression Recognition in Higher Education Using Hybrid-Deep Learning from Students' Facial Images. Traitement du Signal. 2022 Dec 1;39(6):1929–41.