

Klasifikasi Jenis Ayam Menggunakan Ensemble Voting CNN (Mobilenetv2 Dan Efficientnet-B0) Berbasis Citra

Sudanto¹, Joni Karman², Satrianansyah³, Budi Santoso^{4,*}

Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Bina Insan, Lubuklinggau, Indonesia

e-mail : ¹sudanto0133@gmail.com, ²joni_karman@univbinainsan.ac.id, ³satrianansyah@univbinainsan.ac.id,

⁴budisantoso@univbinainsan.ac.id

Email Penulis Corresponding: sudanto0133@gmail.com

Abstrak- Klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital memiliki peran penting dalam mendukung proses identifikasi pada bidang peternakan. Namun, kemiripan karakteristik visual antar jenis ayam menyebabkan proses klasifikasi secara manual menjadi kurang efisien dan rentan terhadap kesalahan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi jenis ayam menggunakan metode Ensemble Soft Voting dengan menggabungkan dua arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu MobileNetV2 dan EfficientNet-B0. Dataset yang digunakan terdiri atas 1.500 citra dari lima kelas ayam, yaitu Ayam Bangkok, Ayam Broiler, Ayam Kampung, Ayam Kate, dan Ayam Petelur. Tahapan penelitian meliputi preprocessing, augmentasi data, transfer learning, pelatihan model, serta penggabungan probabilitas prediksi menggunakan metode Soft Voting. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, dan Confusion Matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 memperoleh accuracy sebesar 97,18%, EfficientNet-B0 memperoleh 96,48%, sedangkan metode Ensemble Soft Voting menghasilkan performa terbaik dengan accuracy 97,89%, precision 97,96%, recall 97,89%, dan F1-score 97,88%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode Ensemble Soft Voting mampu meningkatkan akurasi dan stabilitas klasifikasi dibandingkan penggunaan model tunggal, sehingga berpotensi diterapkan sebagai solusi identifikasi jenis ayam berbasis citra digital.

Kata Kunci: Ensemble Soft Voting; MobileNetV2; EfficientNet-B0; Klasifikasi Jenis Ayam; Convolutional Neural Network (CNN)

Abstract- Digital image-based chicken species classification plays a crucial role in supporting the identification process in the livestock sector. However, the similarity in visual characteristics between chicken species makes the manual classification process inefficient and error-prone. This study aims to develop a chicken species classification model using the Ensemble Soft Voting method by combining two Convolutional Neural Network (CNN) architectures, namely MobileNetV2 and EfficientNet-B0. The dataset used consists of 1,500 images from five chicken classes: Bangkok Chicken, Broiler Chicken, Free-Range Chicken, Bantam Chicken, and Laying Hen. The research stages include preprocessing, data augmentation, transfer learning, model training, and combining prediction probabilities using the Soft Voting method. Evaluation is carried out using Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, and Confusion Matrix metrics. The results showed that MobileNetV2 achieved an accuracy of 97.18%, EfficientNet-B0 achieved 96.48%, while the Ensemble Soft Voting method produced the best performance with an accuracy of 97.89%, a precision of 97.96%, a recall of 97.89%, and an F1-score of 97.88%. These results indicate that the Ensemble Soft Voting method is able to improve classification accuracy and stability compared to using a single model, so it has the potential to be applied as a solution for digital image-based chicken species identification.

Keywords: Ensemble Soft Voting; MobileNetV2; EfficientNet-B0; Chicken Breed Classification; Convolutional Neural Network (CNN)

1. PENDAHULUAN

Perkembangan *computer vision* dan *deep learning* telah memberikan kontribusi yang signifikan terhadap berbagai permasalahan klasifikasi citra digital[1]. Salah satu pendekatan yang paling banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network (CNN)* karena mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis sehingga menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan metode klasifikasi konvensional pada berbagai aplikasi pengenalan objek. Perkembangan arsitektur *CNN* modern juga berhasil meningkatkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi sehingga semakin luas diterapkan pada berbagai bidang, termasuk pertanian, peternakan, dan kesehatan[2], [3].

Indonesia memiliki beragam jenis ayam, baik ayam lokal maupun ayam ras, yang dimanfaatkan sebagai ayam pedaging, petelur, ayam hias, maupun ayam aduan. Masing-masing jenis ayam memiliki karakteristik visual yang berbeda, seperti warna bulu, bentuk tubuh, ukuran badan, dan bentuk jengger. Namun, proses identifikasi jenis ayam secara manual masih bergantung pada pengalaman peternak atau tenaga ahli sehingga membutuhkan waktu relatif lama dan berpotensi menghasilkan kesalahan klasifikasi, terutama pada jenis ayam yang memiliki kemiripan morfologi. Selain itu, variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, latar belakang, dan kualitas citra turut memengaruhi tingkat kesulitan proses identifikasi[4], [5].

Berbagai penelitian telah menerapkan arsitektur *CNN* untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi citra. *MobileNetV2* merupakan salah satu model ringan yang dirancang untuk menghasilkan akurasi tinggi dengan kebutuhan komputasi yang rendah sehingga sesuai diterapkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas[6]. Sementara itu, *EfficientNet-B0* menawarkan kemampuan ekstraksi fitur yang lebih baik melalui pendekatan compound scaling, sehingga mampu meningkatkan efisiensi sekaligus mempertahankan akurasi klasifikasi yang tinggi pada berbagai dataset citra[3], [7].

Meskipun demikian, penggunaan model *CNN* tunggal masih memiliki beberapa keterbatasan, khususnya ketika digunakan pada objek yang memiliki kemiripan visual tinggi. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pendekatan *ensemble learning* banyak digunakan karena mampu mengombinasikan prediksi dari beberapa model sehingga

menghasilkan performa klasifikasi yang lebih stabil dan akurat dibandingkan model tunggal[8]. Salah satu teknik *ensemble* yang banyak digunakan adalah *soft voting*, yaitu metode yang menentukan kelas akhir berdasarkan rata-rata probabilitas prediksi dari setiap model penyusun *ensemble*. Penelitian mengenai *ensemble CNN* menunjukkan bahwa penggabungan beberapa model mampu meningkatkan akurasi klasifikasi tanpa harus melakukan perubahan arsitektur yang kompleks[9], [10].

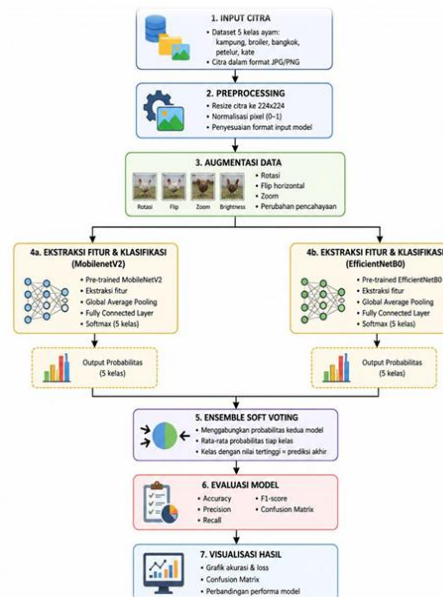
Berdasarkan kajian penelitian terdahulu, sebagian besar penelitian masih berfokus pada penggunaan satu arsitektur *CNN*, seperti *MobileNetV2* atau *EfficientNet*, sedangkan penerapan metode *Ensemble Soft Voting* pada klasifikasi jenis ayam masih relatif terbatas. Padahal, kombinasi kedua model tersebut berpotensi menggabungkan keunggulan *MobileNetV2* yang ringan dan *EfficientNet-B0* yang memiliki kemampuan ekstraksi fitur lebih baik sehingga menghasilkan sistem klasifikasi yang lebih akurat dan stabil[11]. Kesenjangan penelitian inilah yang menjadi dasar pengembangan penelitian ini.

Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan metode *Ensemble Voting CNN* yang mengombinasikan *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0* menggunakan pendekatan *soft voting* untuk mengklasifikasikan lima jenis ayam berdasarkan citra digital. Dataset yang digunakan terdiri atas 1.500 citra yang dikelompokkan ke dalam lima kelas, yaitu ayam Bangkok, ayam Broiler, ayam Kampung, ayam Kate, dan ayam Petelur. Proses penelitian meliputi tahap preprocessing, transfer learning, pelatihan masing-masing model, pembentukan model *ensemble*, serta evaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas metode *ensemble* dalam meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan penggunaan model *CNN* tunggal.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Desain dan Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk mengembangkan sistem klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN). Penelitian berfokus pada perbandingan performa model *MobileNetV2*, *EfficientNet-B0*, dan model *Ensemble Soft Voting* dalam mengklasifikasikan lima jenis ayam berdasarkan karakteristik visual citra. Pendekatan eksperimen dipilih karena memungkinkan evaluasi performa setiap model secara objektif menggunakan metrik klasifikasi yang telah ditetapkan [12], [13].



Gambar 1. Alur Penelitian Klasifikasi Jenis Ayam Menggunakan Ensemble Voting CNN (*MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0*)

Berdasarkan Gambar 1 menunjukkan alur penelitian yang digunakan pada pengembangan sistem klasifikasi jenis ayam. Proses penelitian dimulai dari pengumpulan dataset citra yang terdiri atas lima kelas, yaitu ayam kampung, ayam broiler, ayam bangkok, ayam petelur, dan ayam kate. Dataset yang diperoleh kemudian diproses melalui tahap preprocessing, meliputi perubahan ukuran citra (*resize*) menjadi 224×224 piksel, normalisasi nilai piksel ke rentang 0–1, serta penyesuaian format citra agar sesuai dengan spesifikasi masukan model *CNN*[14].

Tahap berikutnya adalah *augmentasi* data, yang bertujuan meningkatkan variasi data pelatihan sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dan mampu mengurangi risiko *overfitting*. Teknik *augmentasi* yang digunakan meliputi rotasi, *horizontal flipping*, *zooming*, dan perubahan tingkat pencahayaan (*brightness*).

Selanjutnya, data hasil *augmentasi* diproses secara paralel menggunakan dua arsitektur *Convolutional Neural Network*, yaitu *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0*. Kedua model memanfaatkan bobot awal (*pre-trained weights*) dari *ImageNet* dan menerapkan pendekatan *transfer learning* untuk mengekstraksi fitur citra. Setelah proses ekstraksi fitur, masing-masing model menghasilkan probabilitas prediksi terhadap lima kelas ayam melalui lapisan klasifikasi *Softmax*.

Output probabilitas dari kedua model kemudian digabungkan menggunakan metode Ensemble Soft Voting. Pada tahap ini, probabilitas yang dihasilkan oleh *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0* dirata-ratakan untuk setiap kelas, kemudian kelas dengan nilai probabilitas tertinggi dipilih sebagai hasil klasifikasi akhir. Pendekatan ini bertujuan memanfaatkan keunggulan masing-masing model sehingga diperoleh hasil prediksi yang lebih stabil dan akurat dibandingkan penggunaan model tunggal.

Tahap akhir penelitian adalah evaluasi model menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix* untuk mengukur performa sistem klasifikasi. Selanjutnya, hasil evaluasi divisualisasikan dalam bentuk grafik akurasi dan loss, *confusion matrix*, serta grafik perbandingan performa antara *MobileNetV2*, *EfficientNet-B0*, dan model *Ensemble Soft Voting* sehingga memudahkan analisis terhadap efektivitas metode yang diusulkan.

2.2 Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 1.500 citra yang terbagi ke dalam lima kelas, yaitu Ayam Bangkok, Ayam Broiler, Ayam Kampung, Ayam Kate, dan Ayam Petelur. Dataset diperoleh dari kombinasi dataset publik dan hasil pengumpulan citra dari berbagai sumber daring yang relevan. Seluruh citra telah melalui proses pelabelan (*labeling*) sesuai dengan jenis ayam sehingga dapat digunakan sebagai data pelatihan, validasi, dan pengujian model.

Pembagian dataset dilakukan menjadi tiga bagian, yaitu data *training*, data *validation*, dan data *testing*. Data training digunakan untuk melatih model dalam mempelajari karakteristik visual setiap kelas ayam, data *validation* digunakan untuk memantau proses pelatihan sekaligus mencegah terjadinya *overfitting*, sedangkan data *testing* digunakan untuk mengetahui seberapa baik model dalam mengenali jenis ayam yang belum pernah dilatih sebelumnya.



Gambar 2. Contoh Dataset Citra Lima Kelas Ayam

Berdasarkan Gambar 2 memperlihatkan contoh citra dari masing-masing kelas ayam yang digunakan pada penelitian ini. Setiap kelas memiliki karakteristik morfologi yang berbeda, seperti bentuk tubuh, warna bulu, bentuk jengger, serta pola ekor. Namun demikian, beberapa kelas memiliki karakteristik visual yang saling menyerupai sehingga meningkatkan tingkat kesulitan proses klasifikasi. Oleh karena itu, diperlukan metode klasifikasi berbasis *Convolutional Neural Network (CNN)* yang mampu mengekstraksi fitur visual secara otomatis dan menghasilkan representasi fitur yang lebih diskriminatif[15].

Selain memiliki variasi jenis ayam, dataset juga mencakup perbedaan kondisi pencahayaan, posisi pengambilan gambar, orientasi objek, serta latar belakang yang beragam. Variasi tersebut bertujuan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model sehingga sistem tidak hanya mampu mengenali citra pada kondisi tertentu, tetapi juga dapat mempertahankan performa ketika dihadapkan pada data baru dengan karakteristik yang berbeda.

2.3 Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan untuk menghasilkan data masukan yang seragam sebelum proses pelatihan model. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan spesifikasi input *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0*. Selanjutnya dilakukan normalisasi nilai piksel ke rentang 0–1 guna mempercepat proses konvergensi selama pelatihan. Untuk meningkatkan variasi data sekaligus mengurangi risiko *overfitting*, diterapkan teknik data *augmentation* berupa rotasi, *horizontal flipping*, *zoom*, dan perubahan tingkat pencahayaan. Tahapan ini bertujuan meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap berbagai kondisi citra [16].

2.4 Pengembangan Model CNN

Penelitian ini menggunakan dua model transfer learning, yaitu MobileNetV2 dan EfficientNet-B0. MobileNetV2 dipilih karena memiliki kompleksitas komputasi yang rendah dengan performa klasifikasi yang baik sehingga sesuai diterapkan pada dataset berukuran menengah [17]. Sementara itu, EfficientNet-B0 dipilih karena menggunakan pendekatan compound scaling yang mampu meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur dengan jumlah parameter yang relatif efisien [3].

Pada tahap pelatihan, kedua model dilatih secara terpisah menggunakan bobot awal (pre-trained weights) dari ImageNet. Selanjutnya dilakukan proses fine-tuning pada beberapa lapisan akhir agar model mampu menyesuaikan karakteristik fitur citra ayam. Hasil keluaran masing-masing model berupa probabilitas setiap kelas yang selanjutnya digunakan sebagai masukan pada proses ensemble [18].

2.5 Ensemble Soft Voting

Metode Ensemble Soft Voting digunakan untuk menggabungkan probabilitas prediksi dari MobileNetV2 dan EfficientNet-B0. Pada pendekatan ini, probabilitas keluaran kedua model dirata-ratakan sehingga kelas dengan nilai probabilitas terbesar dipilih sebagai hasil prediksi akhir. Pendekatan soft voting diketahui mampu meningkatkan stabilitas prediksi karena memanfaatkan keunggulan masing-masing model dibandingkan hanya mengandalkan satu model klasifikasi [19].

Persamaan ensemble yang digunakan adalah :

$$P(C) = \frac{P_{MobileNetV2}(C) + P_{EfficientNet-B0}(C)}{2} \quad (1)$$

Dengan :

$P(C)$ = probabilitas akhir kelas C

$P_{MobileNetV2}(C)$ = Probabilitas kelas dari MobileNetV2

$P_{EfficientNet-B0}(C)$ = Probabilitas kelas dari EfficientNet-B0

Prediksi akhir ditentukan menggunakan fungsi :

$$\hat{Y} = \arg \max P(C) \quad (2)$$

di mana kelas dengan probabilitas tertinggi dipilih sebagai hasil klasifikasi.

2.6 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kelas ayam. Berdasarkan *confusion matrix* dihitung beberapa metrik evaluasi yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, yang dirumuskan sebagai berikut [20].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

Nilai *Accuracy* digunakan untuk mengukur ketepatan klasifikasi secara keseluruhan, sedangkan *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* digunakan untuk mengevaluasi performa model pada setiap kelas. Selanjutnya hasil evaluasi dari *MobileNetV2*, *EfficientNet-B0*, dan *Ensemble Soft Voting* dibandingkan untuk menentukan model dengan performa terbaik dalam klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital.

2.7 Perbandingan Model

Tahap akhir penelitian adalah melakukan perbandingan performa antara model *MobileNetV2*, *EfficientNet-B0*, dan *Ensemble Soft Voting*. Perbandingan dilakukan untuk mengetahui pengaruh penerapan metode ensemble terhadap peningkatan kinerja klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital.

Evaluasi dilakukan menggunakan data testing yang sama untuk setiap model sehingga hasil pengujian dapat dibandingkan secara objektif. Setiap model menghasilkan prediksi terhadap lima kelas ayam, yaitu Ayam Bangkok, Ayam Broiler, Ayam Kampung, Ayam Kate, dan Ayam Petelur. Selanjutnya, hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya menggunakan *confusion matrix* untuk memperoleh nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*.

Model *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0* dievaluasi secara individual untuk mengetahui kemampuan masing-masing arsitektur dalam melakukan klasifikasi. Selanjutnya, probabilitas keluaran kedua model digabungkan menggunakan metode *Ensemble Soft Voting* sehingga menghasilkan satu prediksi akhir. Pendekatan ini memungkinkan sistem

memanfaatkan keunggulan kedua model dalam mengekstraksi fitur sehingga diharapkan mampu meningkatkan akurasi dan stabilitas klasifikasi dibandingkan penggunaan model tunggal.

Hasil evaluasi dari ketiga model kemudian dibandingkan berdasarkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Selain itu, analisis terhadap confusion matrix digunakan untuk mengidentifikasi distribusi kesalahan klasifikasi pada masing-masing kelas ayam. Perbandingan tersebut bertujuan untuk menentukan model dengan performa terbaik sekaligus mengevaluasi efektivitas penerapan metode *Ensemble Soft Voting* pada sistem klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital.

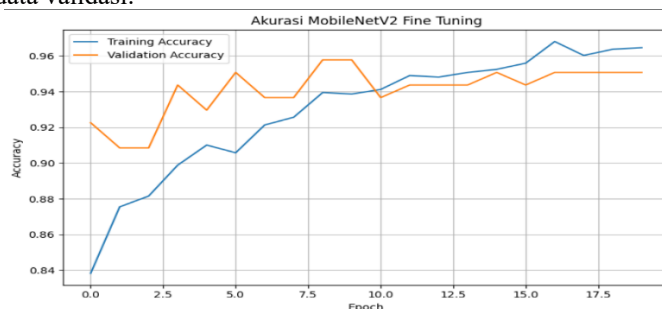
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil implementasi model klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital menggunakan *MobileNetV2*, *EfficientNet-B0*, dan *Ensemble Soft Voting*. Evaluasi dilakukan untuk mengetahui performa masing-masing model berdasarkan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Selain itu, dilakukan analisis terhadap confusion matrix untuk mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi pada setiap kelas ayam. Seluruh proses pengujian menggunakan data testing yang sama sehingga hasil evaluasi dapat dibandingkan secara objektif.

3.1 Hasil Pelatihan Model MobileNetV2

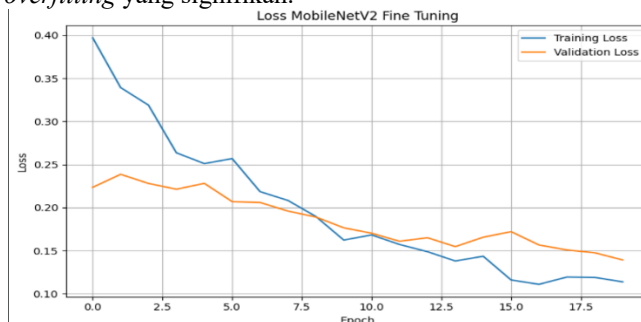
Model *MobileNetV2* dikembangkan menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan memanfaatkan bobot awal (*pre-trained weights*) dari *ImageNet*. Pada tahap pelatihan dilakukan proses *fine-tuning* pada beberapa lapisan akhir agar model mampu menyesuaikan karakteristik visual dataset jenis ayam. Seluruh citra yang telah melalui tahap *preprocessing* dan *augmentasi* digunakan sebagai data masukan untuk menghasilkan model klasifikasi yang mampu mengenali lima kelas ayam, yaitu Ayam Bangkok, Ayam Broiler, Ayam Kampung, Ayam Kate, dan Ayam Petelur.

Hasil proses pelatihan ditunjukkan pada Gambar 3, yang menyajikan perkembangan nilai *training accuracy* dan *validation accuracy* selama 20 epoch. Terlihat bahwa nilai *training accuracy* mengalami peningkatan secara bertahap dari sekitar 83,8% pada epoch pertama menjadi 96,4% pada epoch ke-20. Sementara itu, *validation accuracy* meningkat dari sekitar 92,2% dan mencapai nilai yang relatif stabil pada kisaran 95% pada akhir proses pelatihan. Pola tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari karakteristik data dengan baik serta memiliki kemampuan generalisasi yang cukup tinggi terhadap data validasi.



Gambar 3. Grafik Akurasi Pelatihan MobileNetV2

Selanjutnya, Gambar 4 memperlihatkan perkembangan nilai *training loss* dan *validation loss* selama proses pelatihan. Nilai *training loss* mengalami penurunan yang konsisten dari sekitar 0,40 menjadi 0,11, sedangkan *validation loss* menurun dari sekitar 0,22 menjadi 0,14. Penurunan nilai loss yang berlangsung secara bertahap mengindikasikan bahwa model berhasil meminimalkan kesalahan prediksi selama proses pembelajaran. Meskipun terdapat fluktuasi kecil pada beberapa epoch, kurva pelatihan dan validasi tetap menunjukkan kecenderungan yang stabil sehingga tidak ditemukan indikasi *underfitting* maupun *overfitting* yang signifikan.



Gambar 4. Grafik Loss Pelatihan MobileNetV2

Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data *testing* yang tidak terlibat pada proses pelatihan maupun validasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa *MobileNetV2* memperoleh *accuracy* sebesar 97,18%, *precision*

sebesar 97,51%, recall sebesar 97,18%, dan F1-score sebesar 97,15%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mampu melakukan klasifikasi jenis ayam dengan tingkat ketepatan yang tinggi.

Hasil classification report pada Gambar 5 menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan kelas Ayam Broiler, Ayam Kate, dan Ayam Petelur dengan *precision*, *recall*, dan *F1-score* mencapai 1,00, yang menunjukkan seluruh data pada ketiga kelas berhasil dikenali dengan sangat baik. Pada kelas Ayam Kampung, model memperoleh *precision* sebesar 0,88, *recall* sebesar 1,00, dan *F1-score* sebesar 0,94, sedangkan pada kelas Ayam Bangkok diperoleh *precision* sebesar 1,00, *recall* sebesar 0,85, dan *F1-score* sebesar 0,92. Nilai *macro average* sebesar 0,98 untuk *precision* dan 0,97 untuk *recall* serta *F1-score* menunjukkan bahwa performa klasifikasi relatif seimbang pada seluruh kelas.

```

Evaluasi Model: MobileNetV2
-----
Accuracy : 0.971830985915493
Precision: 0.9751449875724938
Recall   : 0.971830985915493
F1-Score : 0.9715375586854459

Classification Report:
-----

```

	precision	recall	f1-score	support
ayam bangkok	1.00	0.85	0.92	26
ayam broiler	1.00	1.00	1.00	26
ayam kampung	0.88	1.00	0.94	30
ayam kate	1.00	1.00	1.00	30
ayampetelur	1.00	1.00	1.00	30
accuracy			0.97	142
macro avg	0.98	0.97	0.97	142
weighted avg	0.98	0.97	0.97	142

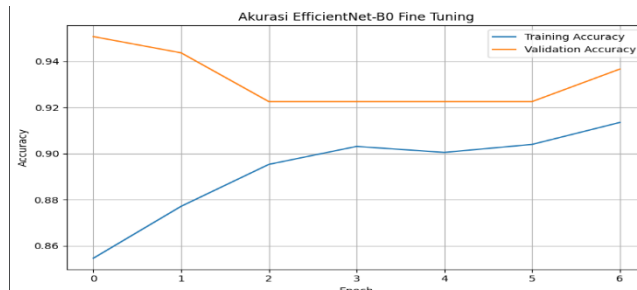
Gambar 5. Classification Report MobileNetV2

Berdasarkan hasil tersebut, *MobileNetV2* menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital. Tingginya nilai akurasi serta konsistensi antara nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* mengindikasikan bahwa model mampu mengenali sebagian besar objek dengan benar. Kesalahan klasifikasi yang masih terjadi terutama ditemukan pada kelas Ayam Bangkok, yang memiliki nilai recall lebih rendah dibandingkan kelas lainnya. Hal ini mengindikasikan adanya kemiripan karakteristik visual antara Ayam Bangkok dengan beberapa kelas lain, sehingga sebagian citra masih mengalami kesalahan prediksi. Meskipun demikian, secara keseluruhan *MobileNetV2* telah memberikan performa yang sangat baik dan layak dijadikan salah satu model dasar dalam pembentukan metode *Ensemble Soft Voting* pada penelitian ini.

3.2 Hasil Pelatihan Model EfficientNet-B0

Model *EfficientNet-B0* dikembangkan menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan memanfaatkan bobot awal (*pre-trained weights*) dari *ImageNet*. Pada tahap pelatihan dilakukan proses *fine-tuning* pada lapisan akhir jaringan agar model dapat menyesuaikan karakteristik visual dataset jenis ayam. *EfficientNet-B0* dipilih karena menggunakan pendekatan *compound scaling*, yaitu metode yang menyeimbangkan kedalaman jaringan (*depth*), lebar jaringan (*width*), dan resolusi citra (*resolution*) secara bersamaan sehingga mampu menghasilkan representasi fitur yang lebih optimal dibandingkan arsitektur *CNN* konvensional.

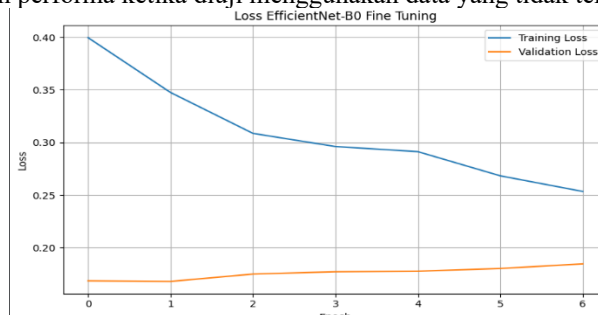
Hasil proses pelatihan ditunjukkan pada Gambar 6, yang memperlihatkan perkembangan nilai *training accuracy* dan *validation accuracy* selama tujuh epoch. Nilai *training accuracy* mengalami peningkatan secara bertahap dari sekitar 85,4% pada epoch pertama menjadi 91,3% pada epoch terakhir. Sementara itu, *validation accuracy* berada pada kisaran 92,3%–95,1%, dengan nilai tertinggi diperoleh pada awal proses pelatihan dan cenderung stabil hingga akhir pelatihan. Kondisi itu menunjukkan bahwa model mampu menggeneralisasi data validasi dengan baik, meskipun akurasi pelatihan meningkat secara bertahap.



Gambar 6. Grafik Akurasi Pelatihan EfficientNet-B0

Perkembangan nilai *training loss* dan *validation loss* ditunjukkan pada Gambar 7. Nilai *training loss* mengalami penurunan secara konsisten dari sekitar 0,40 menjadi 0,25, yang menunjukkan bahwa model semakin mampu meminimalkan kesalahan prediksi selama proses pembelajaran. Sebaliknya, *validation loss* berada pada kisaran 0,17–0,18 dan mengalami sedikit peningkatan pada epoch akhir. Meskipun demikian, perubahan tersebut masih relatif kecil

sehingga tidak menunjukkan indikasi *overfitting* yang signifikan. Stabilitasnya nilai *validation loss* mengindikasikan bahwa model mampu mempertahankan performa ketika diuji menggunakan data yang tidak terlibat dalam proses pelatihan.



Gambar 7. Grafik Loss Pelatihan EfficientNet-B0

Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data testing. Berdasarkan hasil pengujian, *EfficientNet-B0* memperoleh *accuracy* sebesar 96,48%, *precision* sebesar 96,73%, *recall* sebesar 96,48%, dan *F1-score* sebesar 96,53%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa *EfficientNet-B0* mampu mengklasifikasikan lima jenis ayam dengan tingkat ketepatan yang tinggi, meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan performa *MobileNetV2*.

Hasil classification report yang ditunjukkan pada Gambar 8 memperlihatkan bahwa kelas Ayam Broiler memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 1,00, yang menunjukkan seluruh citra pada kelas tersebut berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kelas Ayam Kate juga menunjukkan performa yang sangat baik dengan *precision* sebesar 1,00, *recall* sebesar 0,97, dan *F1-score* sebesar 0,98. Sementara itu, kelas Ayam Petelur memperoleh *precision* dan *recall* sebesar 0,97 dengan *F1-score* sebesar 0,97. Pada kelas Ayam Kampung, model memperoleh *precision* sebesar 0,88, *recall* sebesar 0,97, dan *F1-score* sebesar 0,92, sedangkan kelas Ayam Bangkok memperoleh *precision* sebesar 1,00, *recall* sebesar 0,92, dan *F1-score* sebesar 0,96.

Secara keseluruhan, nilai *macro average* menunjukkan *precision* sebesar 0,97, *recall* sebesar 0,96, dan *F1-score* sebesar 0,97, yang mengindikasikan bahwa performa klasifikasi relatif seimbang pada seluruh kelas ayam. Nilai *weighted average* yang juga mencapai 0,97 menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan performa yang konsisten meskipun jumlah data pada masing-masing kelas berbeda.

```

Evaluasi Model: EfficientNet-B0
-----
Accuracy : 0.9647887323943662
Precision: 0.9673495518565942
Recall : 0.9647887323943662
F1-Score : 0.9652857256533551

Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
ayam bangkok	1.00	0.92	0.96	26
ayam broiler	1.00	1.00	1.00	26
ayam kampung	0.88	0.97	0.92	30
ayam kate	1.00	0.97	0.98	30
ayampetelur	0.97	0.97	0.97	30
accuracy			0.96	142
macro avg	0.97	0.96	0.97	142
weighted avg	0.97	0.96	0.97	142

Gambar 8. Classification Report EfficientNet-B0

Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, *EfficientNet-B0* mampu menghasilkan performa klasifikasi yang sangat baik dengan tingkat akurasi di atas 96%. Kemampuan model dalam mengekstraksi fitur yang lebih kompleks melalui mekanisme *compound scaling* membuatnya mampu mengenali karakteristik visual setiap jenis ayam secara efektif. Namun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas Ayam Kampung dan Ayam Bangkok, yang diduga disebabkan oleh kemiripan karakteristik morfologi, seperti bentuk tubuh, pola warna bulu, dan struktur jengger. Meskipun demikian, performa *EfficientNet-B0* tetap menunjukkan kemampuan yang tinggi dalam melakukan klasifikasi dan layak dijadikan salah satu model penyusun pada metode *Ensemble Soft Voting* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi secara keseluruhan.

3.3 Hasil Implementasi Ensemble Soft Voting

Model Setelah proses pelatihan model *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0* selesai, tahap berikutnya adalah mengimplementasikan metode *Ensemble Soft Voting* sebagai model akhir dalam sistem klasifikasi jenis ayam. Pada metode ini, probabilitas keluaran (*output probability*) dari kedua model digabungkan menggunakan mekanisme *soft voting*, yaitu dengan menghitung rata-rata probabilitas setiap kelas sebelum menentukan kelas dengan nilai probabilitas tertinggi sebagai hasil prediksi akhir. Pendekatan ini memungkinkan sistem memanfaatkan keunggulan masing-masing model sehingga menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat dibandingkan penggunaan model tunggal.

Evaluasi model *ensemble* dilakukan menggunakan data testing yang sama dengan pengujian pada *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0*. Berdasarkan hasil pengujian, model *Ensemble Soft Voting* memperoleh *accuracy* sebesar 97,89%,

precision sebesar 97,96%, recall sebesar 97,89%, dan F1-score sebesar 97,88%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode *ensemble* mampu meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan penggunaan *MobileNetV2* maupun *EfficientNet-B0* secara individual.

Hasil classification report pada Gambar 9 menunjukkan bahwa model *ensemble* mampu mengklasifikasikan tiga kelas, yaitu Ayam Broiler, Ayam Kate, dan Ayam Petelur, dengan performa yang sangat baik. Kelas Ayam Broiler dan Ayam Kate memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 1,00, yang menunjukkan seluruh data pada kedua kelas berhasil dikenali tanpa kesalahan klasifikasi. Sementara itu, kelas Ayam Petelur memperoleh *precision* sebesar 0,97, *recall* sebesar 1,00, dan *F1-score* sebesar 0,98, yang menunjukkan kemampuan model dalam mengenali hampir seluruh data pada kelas tersebut.

Pada kelas Ayam Kampung, model memperoleh *precision* sebesar 0,94, *recall* sebesar 0,97, dan *F1-score* sebesar 0,95, yang menunjukkan adanya peningkatan dibandingkan model *EfficientNet-B0* dan sedikit lebih baik dibandingkan *MobileNetV2*. Sementara itu, kelas Ayam Bangkok memperoleh *precision* sebesar 1,00, *recall* sebesar 0,92, dan *F1-score* sebesar 0,96. Nilai *recall* yang masih lebih rendah dibandingkan kelas lainnya menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa citra Ayam Bangkok yang diprediksi sebagai kelas lain akibat kemiripan karakteristik visual, seperti bentuk tubuh dan pola warna bulu.

Secara keseluruhan, nilai *macro average* dan *weighted average* masing-masing mencapai 0,98 untuk *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Nilai tersebut menunjukkan bahwa performa model relatif seimbang pada seluruh kelas dan tidak didominasi oleh satu kelas tertentu. Peningkatan nilai evaluasi dibandingkan model tunggal mengindikasikan bahwa metode *Ensemble Soft Voting* berhasil mengurangi kesalahan klasifikasi dengan menggabungkan probabilitas prediksi dari dua arsitektur *CNN* yang memiliki karakteristik berbeda.

```

=====
Evaluasi Model: Ensemble Soft Voting
=====
Accuracy : 0.9788732394366197
Precision: 0.97955474784189
Recall   : 0.9788732394366197
F1-Score : 0.9788224428538443

=====
Classification Report:
=====

```

	precision	recall	f1-score	support
ayam bangkok	1.00	0.92	0.96	26
ayam broiler	1.00	1.00	1.00	26
ayam kampung	0.94	0.97	0.95	30
ayam kate	1.00	1.00	1.00	30
ayampetelur	0.97	1.00	0.98	30
accuracy			0.98	142
macro avg	0.98	0.98	0.98	142
weighted avg	0.98	0.98	0.98	142

Gambar 9. Classification Report Ensemble Soft Voting

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Ensemble Soft Voting* memberikan performa terbaik dibandingkan kedua model dasar. Hal ini disebabkan karena proses penggabungan probabilitas prediksi mampu memanfaatkan keunggulan *MobileNetV2* yang efisien dalam ekstraksi fitur dengan *EfficientNet-B0* yang memiliki kemampuan representasi fitur lebih kompleks. Dengan demikian, kesalahan prediksi yang masih muncul pada salah satu model dapat dikoreksi oleh model lainnya sehingga menghasilkan keputusan klasifikasi yang lebih akurat dan stabil.

Selain meningkatkan nilai *accuracy*, metode ensemble juga memberikan peningkatan pada nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score*, yang menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu meningkatkan ketepatan prediksi secara keseluruhan, tetapi juga menjaga keseimbangan performa pada setiap kelas ayam. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan *Ensemble Soft Voting* efektif diterapkan pada sistem klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital dan mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dipelajari sebelumnya.

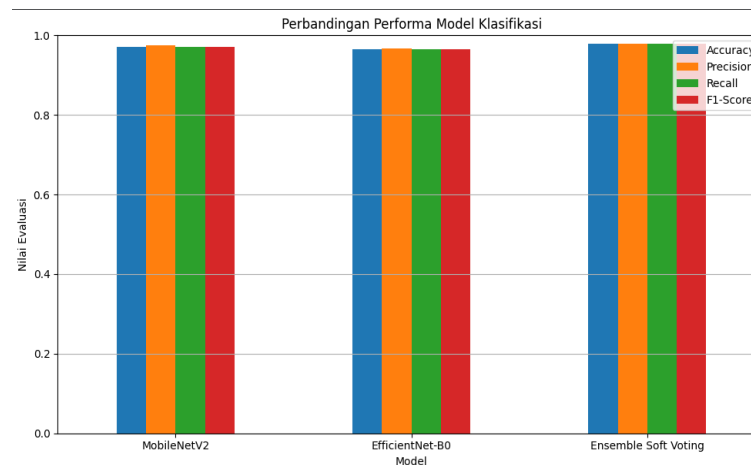
3.4 Perbandingan Performa Model

Perbandingan performa dilakukan untuk mengevaluasi efektivitas model *MobileNetV2*, *EfficientNet-B0*, dan *Ensemble Soft Voting* dalam mengklasifikasikan lima jenis ayam berdasarkan citra digital. Evaluasi menggunakan data testing yang sama pada setiap model sehingga hasil pengujian dapat dibandingkan secara objektif. Parameter yang digunakan meliputi *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*.

Tabel 1. Perbandingan Performa Model

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
MobileNetV2	97,18%	97,51%	97,18%	97,15%
EfficientNet-B0	96,48%	96,73%	96,48%	96,53%
Ensemble Soft Voting	97,89%	97,96%	97,89%	97,88%

Selanjutnya, hasil evaluasi divisualisasikan dalam bentuk grafik untuk mempermudah analisis perbandingan performa antar model.



Gambar 10. Perbandingan Performa Model MobileNetV2, EfficientNet-B0, dan Ensemble Soft Voting

Berdasarkan Tabel 1 dan Gambar 10, model *Ensemble Soft Voting* memberikan performa terbaik pada seluruh metrik evaluasi. Model ini memperoleh *Accuracy* sebesar 97,89%, lebih tinggi dibandingkan *MobileNetV2* (97,18%) dan *EfficientNet-B0* (96,48%). Selain itu, nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* juga menunjukkan peningkatan yang konsisten dibandingkan kedua model tunggal.

Walaupun selisih performa antar model relatif kecil, grafik memperlihatkan bahwa metode *Ensemble Soft Voting* secara konsisten menghasilkan nilai evaluasi tertinggi pada keempat metrik. Hal ini menunjukkan bahwa penggabungan probabilitas prediksi dari *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0* mampu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik visual setiap jenis ayam sekaligus mengurangi kesalahan klasifikasi.

Peningkatan performa tersebut menunjukkan bahwa metode *ensemble learning* mampu memanfaatkan keunggulan masing-masing model. *MobileNetV2* memiliki kelebihan pada efisiensi komputasi dan proses ekstraksi fitur yang ringan, sedangkan *EfficientNet-B0* menghasilkan representasi fitur yang lebih kompleks melalui mekanisme compound scaling. Penggabungan kedua model menggunakan metode *Soft Voting* menghasilkan keputusan klasifikasi yang lebih stabil dan akurat dibandingkan penggunaan model tunggal.

Secara keseluruhan, metode *Ensemble Soft Voting* meningkatkan *Accuracy* sebesar 0,71% dibandingkan *MobileNetV2* dan 1,41% dibandingkan *EfficientNet-B0*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan *ensemble* efektif diterapkan pada sistem klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital dan mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data uji.

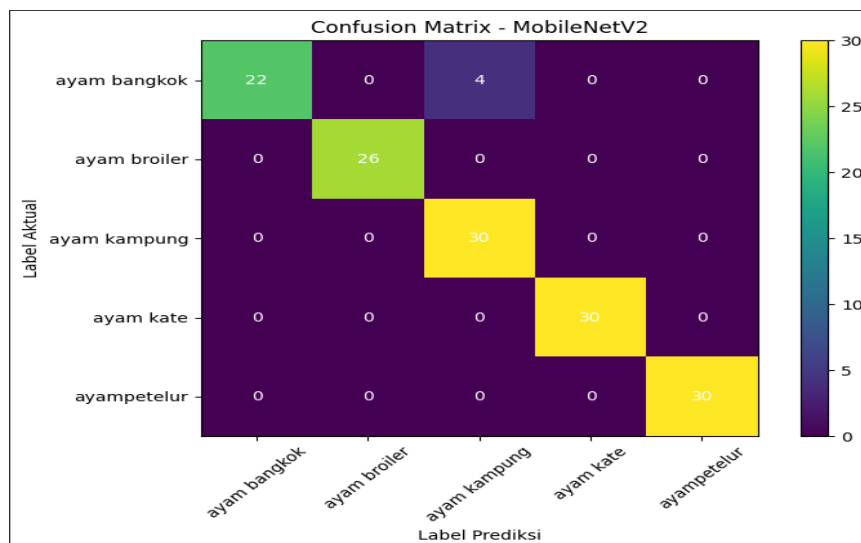
3.5 Analisis Confusion Matrix

Analisis confusion matrix dilakukan untuk mengetahui kemampuan setiap model dalam mengklasifikasikan lima jenis ayam berdasarkan data uji. Melalui *confusion matrix*, dapat diketahui jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar maupun data yang mengalami kesalahan klasifikasi pada setiap kelas. Analisis ini memberikan informasi yang lebih rinci dibandingkan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*, karena mampu menunjukkan distribusi kesalahan prediksi pada masing-masing kelas.

3.4.1 Confusion Matrix MobileNetV2

Berdasarkan Gambar 11, sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kelas Ayam Broiler, Ayam Kampung, Ayam Kate, dan Ayam Petelur masing-masing memiliki tingkat klasifikasi yang sangat baik, dengan seluruh data pada kelas tersebut berhasil dikenali sesuai label sebenarnya. Namun demikian, masih terdapat kesalahan klasifikasi pada kelas Ayam Bangkok, di mana 22 dari 26 citra berhasil dikenali dengan benar, sedangkan 4 citra diklasifikasikan sebagai Ayam Kampung.

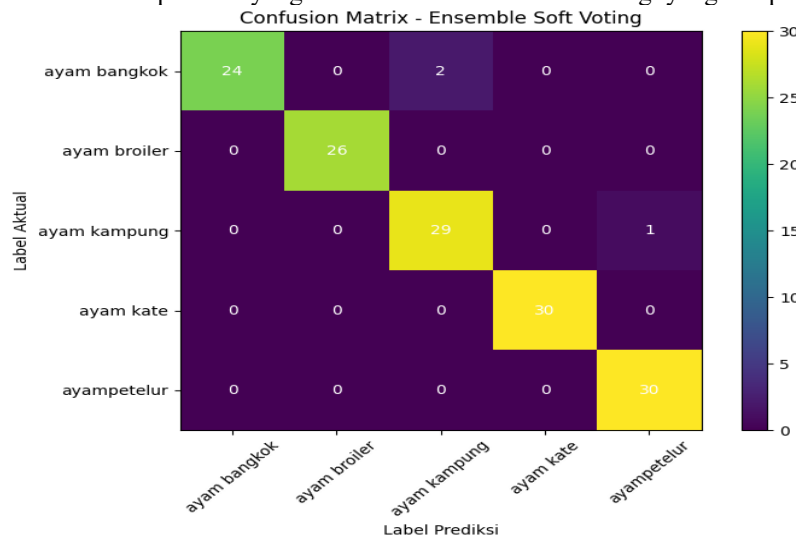
Kesalahan tersebut menunjukkan bahwa kedua kelas memiliki karakteristik visual yang cukup mirip, terutama pada bentuk tubuh dan pola warna bulu. Meskipun demikian, secara keseluruhan *MobileNetV2* tetap mampu memberikan performa klasifikasi yang tinggi dengan tingkat kesalahan yang relatif kecil.



Gambar 11. Confusion Matrix MobileNetV2

3.4.2 Confusion Matrix EfficientNet-B0

Berdasarkan Gambar 12, *EfficientNet-B0* mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar. Pada kelas Ayam Broiler, seluruh 26 citra berhasil diprediksi secara tepat. Sementara itu, kelas Ayam Bangkok memiliki 24 citra yang berhasil dikenali dengan benar dan 2 citra salah diprediksi sebagai Ayam Kampung. Kesalahan klasifikasi juga ditemukan pada kelas Ayam Kampung, di mana 29 dari 30 citra berhasil dikenali dengan benar dan 1 citra diprediksi sebagai Ayam Petelur. Selain itu, pada kelas Ayam Kate terdapat 1 citra yang diprediksi sebagai Ayam Kampung, sedangkan pada kelas Ayam Petelur terdapat 1 citra yang diprediksi sebagai Ayam Kampung. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *EfficientNet-B0* memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang baik, model masih mengalami kesulitan dalam membedakan beberapa kelas yang memiliki karakteristik morfologi yang serupa.

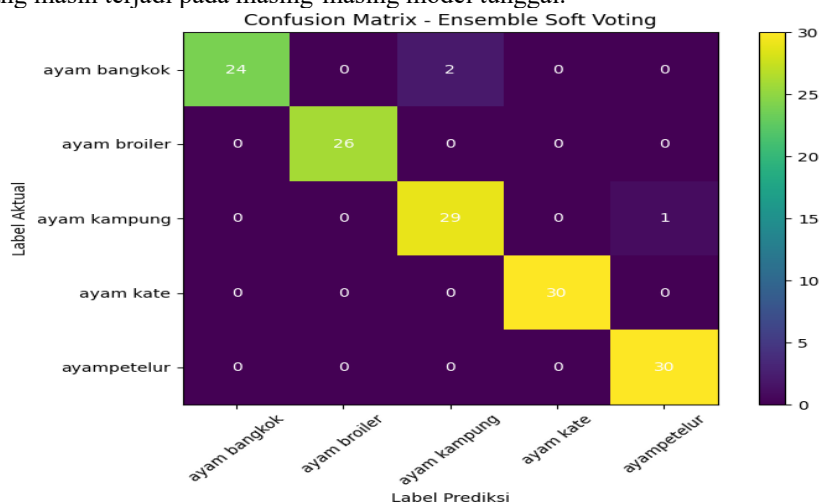


Gambar 12. Confusion Matrix EfficientNet-B0

3.4.3 Confusion Matrix Ensemble Soft Voting

Berdasarkan Gambar 13, metode *Ensemble Soft Voting* mampu meningkatkan kualitas klasifikasi dibandingkan kedua model tunggal. Seluruh data pada kelas Ayam Broiler, Ayam Kate, dan Ayam Petelur berhasil diklasifikasikan dengan sangat baik, di mana masing-masing memperoleh 26, 30, dan 30 prediksi yang benar. Pada kelas Ayam Bangkok, sebanyak 24 dari 26 citra berhasil dikenali dengan benar, sedangkan 2 citra masih diprediksi sebagai Ayam Kampung. Sementara itu, pada kelas Ayam Kampung, 29 dari 30 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar dan hanya 1 citra yang diprediksi sebagai Ayam Petelur. Dibandingkan dengan *EfficientNet-B0*, metode *Ensemble Soft Voting* berhasil menghilangkan kesalahan klasifikasi pada kelas Ayam Kate dan Ayam Petelur, sehingga distribusi kesalahan menjadi lebih sedikit. Hal ini menunjukkan bahwa

proses penggabungan probabilitas prediksi dari *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0* mampu memperbaiki beberapa kesalahan prediksi yang masih terjadi pada masing-masing model tunggal.



Gambar 13. Confusion Matrix Ensemble Soft Voting

3.4.4 Analisis Perbandingan Confusion Matrix

Berdasarkan hasil confusion matrix ketiga model, dapat diketahui bahwa Ayam Bangkok merupakan kelas yang paling sulit diklasifikasikan. Kesalahan prediksi pada kelas ini secara konsisten mengarah ke Ayam Kampung, yang menunjukkan adanya kemiripan karakteristik visual antara kedua jenis ayam, seperti bentuk tubuh, postur, dan pola warna bulu.

Sementara itu, kelas Ayam Broiler merupakan kelas yang paling mudah dikenali oleh seluruh model. Hal ini disebabkan karena ayam broiler memiliki karakteristik morfologi yang lebih khas, seperti ukuran tubuh yang lebih besar, warna bulu yang dominan putih, dan bentuk tubuh yang relatif seragam dibandingkan kelas lainnya.

Metode *Ensemble Soft Voting* menunjukkan distribusi kesalahan yang paling sedikit dibandingkan *MobileNetV2* maupun *EfficientNet-B0*. Penggabungan probabilitas prediksi dari kedua model mampu memperbaiki kesalahan klasifikasi yang masih muncul pada model tunggal, khususnya pada kelas Ayam Kate dan Ayam Petelur. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pendekatan *Ensemble Soft Voting* memberikan kemampuan generalisasi yang lebih baik dalam klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital.

3.6 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Ensemble Soft Voting mampu meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan penggunaan model tunggal. Penggabungan probabilitas prediksi dari *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0* menghasilkan accuracy sebesar 97,89%, lebih tinggi dibandingkan *MobileNetV2* (97,18%) dan *EfficientNet-B0* (96,48%). Selain meningkatkan akurasi, metode ensemble juga menghasilkan nilai precision, recall, dan F1-score yang lebih baik sehingga prediksi menjadi lebih stabil.

Berdasarkan hasil confusion matrix, sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kesalahan klasifikasi masih ditemukan pada kelas Ayam Bangkok yang memiliki kemiripan karakteristik visual dengan Ayam Kampung. Meskipun demikian, metode Ensemble Soft Voting mampu mengurangi jumlah kesalahan klasifikasi dibandingkan kedua model dasar. Hasil ini menunjukkan bahwa penggabungan dua arsitektur CNN efektif meningkatkan kemampuan generalisasi model dalam klasifikasi jenis ayam berbasis citra digital.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode Ensemble Soft Voting yang menggabungkan *MobileNetV2* dan *EfficientNet-B0* untuk mengklasifikasikan lima jenis ayam berbasis citra digital. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memberikan performa terbaik dengan accuracy sebesar 97,89%, precision sebesar 97,96%, recall sebesar 97,89%, dan F1-score sebesar 97,88%, lebih tinggi dibandingkan kedua model tunggal.

Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode Ensemble Soft Voting efektif meningkatkan akurasi dan stabilitas klasifikasi jenis ayam. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih beragam serta membandingkan metode ensemble atau arsitektur deep learning lainnya guna memperoleh performa klasifikasi yang lebih baik.

REFERENCES

- [1] S. Khan, M. Naseer, M. Hayat, S. W. Zamir, F. S. Khan, and M. Shah, “Transformers in Vision: A Survey,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 54, no. 10, pp. 1–30, 2022, doi: 10.1145/3505244.
- [2] M. Tan and Q. V. Le, “EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training,” *Proc. Mach. Learn. Res.*, vol. 139, pp. 10096–10106, 2021.
- [3] M. Tan and Q. V. Le, “EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks,” *36th Int. Conf. Mach. Learn. ICML 2019*, vol. 2019-June, pp. 10691–10700, 2019.
- [4] A. F. Husen, O. Sjojfan, Y. A. Tribudi, A. P. Z. N. L. Sari, and V. M. Ani Nurgiatiningsih, “Phenotypic characterization and principal component analyses of Bangkok chicken in Indonesia,” *J. Appl. Anim. Res.*, vol. 52, no. 1, 2024, doi: 10.1080/09712119.2024.2417047.
- [5] A. A. A. Abdel-Wareth, A. A. Ahmed, M. O. Taqi, M. Salahuddin, and J. Lohakare, *Artificial Intelligence Applications in Animal Production Systems for Climate Resilience and Sustainability: A Comprehensive Review*, vol. 16, no. 11, 2026. doi: 10.3390/agriculture16111146.
- [6] N. Wangsa Kencana and R. Umar, “Implementasi Transfer Learning Untuk Klasifikasi Jenis Ras Ayam Menggunakan Arsitektur MobileNetV2,” vol. 7, no. 6, pp. 147–154, 2024.
- [7] A. G. Howard *et al.*, “MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications,” 2017, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1704.04861>
- [8] Y. I. Sulistya, E. T. Br Bangun, and D. A. Tyas, “CNN Ensemble Learning Method for Transfer learning: A Review,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 15, no. 1, pp. 45–63, 2023, doi: 10.33096/ilkom.v15i1.1541.45-63.
- [9] B. Antonio, D. Moroni, and M. Martinelli, “Efficient adaptive ensembling for image classification,” *Expert Syst.*, vol. 42, no. 1, pp. 1–25, 2025, doi: 10.1111/exsy.13424.
- [10] A. Al Shafi, A. Muntakim, P. C. Shill, R. Zannat, and A. Al-Amin, “Skin Lesion Classification Using a Soft Voting Ensemble of Convolutional Neural Networks,” *2025 Int. Conf. Electr. Comput. Commun. Eng. ECCE 2025*, no. February, pp. 13–15, 2025, doi: 10.1109/ECCE64574.2025.11013422.
- [11] X. S. Wei *et al.*, “Fine-Grained Image Analysis With Deep Learning: A Survey,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 44, no. 12, pp. 8927–8948, 2022, doi: 10.1109/TPAMI.2021.3126648.
- [12] D. P. Kingma and J. L. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” *3rd Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2015 - Conf. Track Proc.*, pp. 1–15, 2015.
- [13] Johan Wijaya Kusuma; Julian Supardi, “SOFT VOTING ENSEMBLE AND FINE-TUNED APPROACH TO IMAGE,” pp. 277–286, 2026.
- [14] D. N. Sari, Y. Rahsel, A. Jayadi, P. Andhika, and D. E. Kurniawan, “Implementation of MobileNetV2 Transfer Learning for Chicken Egg Quality Classification Using Jetson Nano,” pp. 77–93, 2026.
- [15] R. V. Nahari, Anisyafaah, and Riza Alfita, “Poultry Disease Classification Using EfficientNetV2-L and MobileNetV2 Based on Fecal Images,” *Kinet. Game Technol. Inf. Syst. Comput. Network, Comput. Electron. Control*, vol. 11, no. 3 SE-, Jun. 2026, doi: 10.22219/kinetik.v11i3.2648.
- [16] C. Shorten and T. M. Khoshgoftaar, “A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning,” *J. Big Data*, 2019, doi: 10.1186/s40537-019-0197-0.
- [17] M. Sandler, M. Zhu, A. Zhmoginov, and C. V Mar, “MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks”.
- [18] A. Sa’idu, N. B. Kadandani, and B. B. Bukata, “A review of convolutional neural networks for classifying power quality problems using Keras API,” *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 38, no. 1, p. 1, 2025, doi: 10.11591/ijeecs.v38.i1.pp1-21.
- [19] L. I. Kuncheva, *COMBINING PATTERN CLASSIFIERS*. 2014. doi: 10.1002/9781118914564.ch9.
- [20] D. M. W. Powers, “Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation,” pp. 37–63, 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2010.16061>