

Evaluasi Kinerja MobileNetV2 dalam Klasifikasi Sayuran Daun Hijau Lokal Mojo Kabupaten Kediri Berbasis Citra Digital

^{*1}Aly Rahmad Nanda Saputra, ²Umi Mahdiyah, ³Wahyu Cahyo Utomo

¹²³ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ^{*1}alynandasaputra@gmail.com, ²umimahdiyah@gmail.com, ³wahyu.utomo@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Aly Rahmad Nanda Saputra

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja arsitektur MobileNetV2 dalam klasifikasi sayuran daun hijau lokal berbasis citra digital. Identifikasi jenis daun secara manual masih memiliki keterbatasan karena adanya kemiripan karakteristik visual antar kelas sehingga diperlukan pendekatan klasifikasi otomatis yang lebih cepat dan konsisten. Penelitian ini menggunakan pendekatan transfer learning dengan model MobileNetV2 berbobot awal ImageNet. Dataset terdiri dari delapan kelas, yaitu daun beluntas, daun kelor, daun kenikir, daun pakis, daun pepaya, daun sembung, daun singkong, dan daun umbi jalar yang dibagi menjadi data training, validation, dan testing. Tahap preprocessing dilakukan melalui resize citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi, dan augmentasi data. Untuk membantu mengurangi overfitting, diterapkan BatchNormalization, Dropout, serta callback berupa EarlyStopping, ReduceLROnPlateau, dan ModelCheckpoint. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh nilai accuracy sebesar 91%, precision sebesar 91%, recall sebesar 91%, dan f1-score sebesar 90%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi sayuran daun hijau lokal dengan performa yang baik dan stabil.

Kata Kunci— citra digital, klasifikasi, MobileNetV2, sayuran daun hijau lokal, transfer learning

Abstract—This study aims to evaluate the performance of the MobileNetV2 architecture for local green leafy vegetable classification based on digital images. Manual identification of leaf types still has limitations due to similarities in visual characteristics among classes, making automatic classification approaches necessary to achieve faster and more consistent identification. This study applied a transfer learning approach using MobileNetV2 with ImageNet pre-trained weights. The dataset consisted of eight classes, namely beluntas leaves, moringa leaves, kenikir leaves, fern leaves, papaya leaves, sembung leaves, cassava leaves, and sweet potato leaves, which were divided into training, validation, and testing data. The preprocessing stage included image resizing to 224×224 pixels, normalization, and data augmentation. To reduce overfitting, BatchNormalization, Dropout, and callbacks including EarlyStopping, ReduceLROnPlateau, and ModelCheckpoint were implemented. The evaluation results showed that the model achieved an accuracy of 91%, precision of 91%, recall of 91%, and f1-score of 90%. These results indicate that MobileNetV2 is capable of classifying local green leafy vegetables with good and stable performance.

Keywords— classification, digital image, local green leafy vegetables, MobileNetV2, transfer learning
This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Sayuran daun hijau lokal merupakan salah satu sumber pangan yang banyak dimanfaatkan masyarakat karena memiliki berbagai kandungan nutrisi yang bermanfaat bagi kesehatan [1]. Beberapa jenis sayuran daun seperti daun beluntas, daun kelor, daun kenikir, daun pakis, daun pepaya, daun sembukan, daun singkong, dan daun umbi jalar memiliki karakteristik visual yang berbeda, namun pada beberapa kondisi memiliki kemiripan bentuk, warna, dan tekstur yang dapat menyebabkan kesulitan dalam proses identifikasi [2].

Proses identifikasi daun secara manual masih bergantung pada pengamatan pengguna sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan ketika objek memiliki karakteristik yang serupa [3]. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang dapat membantu proses pengenalan objek secara otomatis agar identifikasi dapat dilakukan secara lebih cepat dan konsisten [4].

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan dan pengolahan citra digital telah membuka peluang dalam pengembangan sistem klasifikasi berbasis citra [5]. Teknologi ini memungkinkan sistem mengenali karakteristik visual objek berdasarkan data gambar yang diberikan dan telah banyak diterapkan pada berbagai bidang termasuk pertanian [6].

Salah satu metode yang banyak digunakan dalam klasifikasi citra adalah *Deep Learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN) [7]. CNN mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis sehingga dapat mengenali pola visual berdasarkan bentuk, warna, dan tekstur objek serta menghasilkan performa klasifikasi yang baik [8].

Salah satu arsitektur CNN yang banyak digunakan adalah *MobileNetV2* [9]. Arsitektur ini dirancang untuk menghasilkan model yang lebih ringan dan efisien melalui penggunaan konsep *inverted residual* dan *linear bottleneck* sehingga tetap mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dengan kebutuhan komputasi yang relatif rendah [10].

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mampu digunakan untuk berbagai proses klasifikasi citra dengan hasil yang baik. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi kinerja *MobileNetV2* dalam klasifikasi sayuran daun hijau lokal berbasis citra digital menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

II. METODE



Gambar 1. Tahapan penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yang saling berurutan sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Tahap pertama adalah pengumpulan dataset citra sayuran daun hijau lokal yang terdiri dari delapan kelas, yaitu daun beluntas, daun kelor, daun kenikir, daun pakis, daun pepaya, daun sembukan, daun singkong, dan daun umbi jalar. Selanjutnya dilakukan tahap *pre-processing* dengan menyesuaikan ukuran citra menjadi 224×224 piksel serta menerapkan fungsi *preprocess_input* agar data sesuai dengan kebutuhan input *MobileNetV2*.

Setelah tahap *pre-processing*, dilakukan proses augmentasi data menggunakan beberapa transformasi, seperti *random flip*, *random rotation*, *random zoom*, dan *random contrast* untuk menambah variasi data pelatihan. Tahap berikutnya adalah pembentukan model menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dengan bobot awal *ImageNet*. Model dilatih melalui dua tahap, yaitu pelatihan awal pada bagian *classifier* dan tahap *fine-tuning* pada sebagian layer *MobileNetV2*. Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data uji

melalui metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *confusion matrix* untuk mengetahui performa klasifikasi pada setiap kelas daun.

A. Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan terdiri dari delapan jenis sayuran daun hijau lokal yaitu daun beluntas, daun kelor, daun kenikir, daun pakis, daun pepaya, daun sembukan, daun singkong, dan daun umbi jalar. Data diperoleh melalui proses pengambilan citra secara langsung menggunakan kamera smartphone dengan variasi sudut pengambilan dan kondisi pencahayaan. Distribusi data training, validation, dan testing ditunjukkan pada Tabel 1. Pembagian dataset dilakukan untuk mendukung proses pelatihan, validasi, dan evaluasi model sehingga performa klasifikasi dapat diukur secara lebih objektif.

Tabel 1. Distribusi Dataset Sayuran Daun Hijau

Kelas	Training	Validation	Testing	Total
Daun Beluntas	140	40	20	200
Daun Kelor	140	40	20	200
Daun Kenikir	140	40	20	200
Daun Pakis	140	40	20	200
Daun Pepaya	140	40	20	200
Daun Sembukan	140	40	20	200
Daun Singkong	140	40	20	200
Daun Umbi Jalar	140	40	20	200
Total	1.120	320	160	1600

Berdasarkan Tabel 1, dataset penelitian terdiri dari delapan kelas sayuran daun hijau dengan total 1.600 citra. Setiap kelas memiliki 200 citra yang dibagi menjadi data training sebanyak 140 citra, validation 40 citra, dan testing 20 citra menggunakan rasio 70:20:10 untuk mendukung proses pelatihan dan evaluasi model.

Tabel 2. Tipe Dataset Sayuran Daun Hijau

			
Daun Beluntas	Daun Kelor	Daun Kenikir	Daun Pakis

Tabel 3. Tipe Dataset Sayuran Daun Hijau Lanjutan

			
Daun Pepaya	Daun Sembukan	Daun Singkong	Daun Umbi Jalar

Berdasarkan Tabel 2 dan Tabel 3, dataset penelitian terdiri dari delapan jenis sayuran daun hijau lokal, yaitu daun beluntas, daun kelor, daun kenikir, daun pakis, daun pepaya, daun sembukan, daun singkong, dan daun umbi jalar. Setiap citra digunakan sebagai data masukan untuk proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi.

B. *Preprocessing Data*

Tahap *pre-processing* dilakukan dengan mengubah ukuran seluruh citra menjadi 224×224 piksel dan menerapkan normalisasi menggunakan fungsi *preprocess_input* dari *MobileNetV2*. Proses ini bertujuan untuk menyeragamkan ukuran citra serta menyesuaikan distribusi nilai piksel agar sesuai dengan format masukan model berbasis *pre-trained ImageNet*. Tahap ini dilakukan sebelum proses pelatihan agar model dapat mempelajari karakteristik visual dari setiap jenis sayuran daun hijau secara lebih optimal.



Gambar 2. Tahap *preprocessing* citra. (a) citra asli, (b) citra hasil *resize* 224×224 piksel

Berdasarkan Gambar 2, *preprocessing* dilakukan dengan mengubah ukuran citra menjadi 224×224 piksel agar ukuran data seragam dan dapat diproses oleh model dengan lebih optimal.

C. *Augmentasi Data*

Penelitian ini menerapkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi data pelatihan dan membantu mengurangi risiko *overfitting*. Teknik yang digunakan meliputi *horizontal flip*, *random rotation*, *random zoom*, dan *random contrast*. Proses augmentasi hanya diterapkan pada data *training*, sedangkan data validasi dan pengujian tetap menggunakan citra asli agar evaluasi model dapat dilakukan secara objektif.

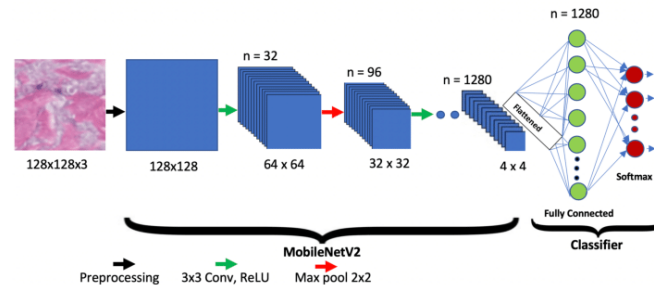
D. *Arsitektur MobileNetV2*

Penelitian ini menggunakan arsitektur *MobileNetV2* berbasis *transfer learning* dengan bobot *pre-trained ImageNet*. *MobileNetV2* merupakan salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dirancang untuk menghasilkan model yang ringan dengan kebutuhan komputasi yang lebih efisien namun tetap mampu memberikan performa klasifikasi yang baik.

Arsitektur ini menggunakan konsep *inverted residual* dan *linear bottleneck* untuk mempertahankan informasi penting selama proses ekstraksi fitur serta mengurangi kompleksitas perhitungan pada jaringan.

Konsep *inverted residual* pada *MobileNetV2* dinyatakan menggunakan Persamaan (1).

$$y = f(x) + x \dots \dots \dots (1)$$



Gambar 3. Arsitektur *MobileNetV2*[11]

Gambar 3 menunjukkan arsitektur *MobileNetV2* yang digunakan pada penelitian. Pada penelitian ini, model *MobileNetV2* diterapkan menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan bobot *pre-trained ImageNet*, kemudian ditambahkan lapisan klasifikasi untuk menyesuaikan jumlah kelas dataset. Selain itu, dilakukan proses *fine-tuning* untuk membantu meningkatkan performa model selama proses pelatihan.

E. Proses Training

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan *optimizer Adam* dengan fungsi *loss sparse categorical crossentropy*. Pelatihan dilakukan dalam dua tahap yaitu pelatihan awal dan *fine-tuning* menggunakan *learning rate* yang berbeda untuk membantu model mempelajari karakteristik visual dari setiap jenis sayuran daun hijau secara lebih optimal. Untuk meningkatkan performa model dan mengurangi risiko *overfitting*, diterapkan *BatchNormalization*, *Dropout* sebesar 0,3, serta *callback* berupa *EarlyStopping*, *ReduceLROnPlateau*, dan *ModelCheckpoint* untuk menjaga kestabilan proses pelatihan dan menyimpan model dengan performa terbaik.

Tabel 4. Parameter Pelatihan Model

Parameter	Nilai
Arsitektur	MobileNetV2
Input Size	224 × 224
Batch Size	32
Epoch Trening Awal	25
Epoch Fine-Tuning	35
Optimizer	Adam
Learning Rate	1 × 10 ⁻⁴
Loss Function	1 × 10 ⁻⁵
Dropout	0,3
EarlyStopping	Patience = 7
ReduceLROnPlateau	Factor = 0,2 ; Patience = 3
ModelCheckpoint	Save Best Model

Selanjutnya, proses pelatihan dikendalikan menggunakan *callback EarlyStopping* yang berfungsi untuk menghentikan pelatihan secara otomatis ketika performa model pada data

validasi tidak menunjukkan peningkatan dalam beberapa epoch berturut-turut. Pada penelitian ini, *EarlyStopping* diterapkan dengan nilai *patience* sebesar 7 untuk membantu mencegah terjadinya *overfitting* serta menjaga kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap data yang belum pernah digunakan pada proses pelatihan..

F. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *confusion matrix* untuk mengetahui kinerja *MobileNetV2* dalam melakukan klasifikasi citra sayuran daun hijau lokal. *Accuracy* digunakan untuk mengukur ketepatan klasifikasi secara keseluruhan, sedangkan *precision*, *recall*, dan *f1-score* digunakan untuk mengevaluasi performa model pada setiap kelas daun. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk menganalisis hasil prediksi dan pola kesalahan klasifikasi antar kelas. Perhitungan metrik evaluasi ditunjukkan pada Persamaan (2)–(5).

Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam melakukan klasifikasi citra sayuran daun hijau secara keseluruhan. Nilai *accuracy* diperoleh dari perbandingan jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar terhadap seluruh data pengujian. *Accuracy* dihitung menggunakan Persamaan (2).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots (2)$$

Keterangan:

- TP (True Positive) = jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar pada kelas tertentu.
- TN (True Negative) = jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar di luar kelas tertentu.
- FP (False Positive) = jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai kelas tertentu.
- FN (False Negative) = jumlah data yang gagal dikenali pada kelas sebenarnya.

Precision digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam memberikan prediksi pada suatu kelas daun. Nilai *precision* menunjukkan seberapa banyak hasil prediksi yang sesuai dengan kelas sebenarnya. *Precision* dihitung menggunakan Persamaan (3).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots (3)$$

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang termasuk ke dalam suatu kelas. *Recall* dihitung menggunakan Persamaan (4).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (4)$$

F1-score digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan antara nilai *precision* dan *recall*. Nilai *F1-score* dihitung menggunakan Persamaan (5).

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots (5)$$

Selain menggunakan metrik kuantitatif, penelitian ini juga memanfaatkan *confusion matrix* untuk menganalisis distribusi hasil klasifikasi pada setiap kelas sayuran daun hijau lokal.

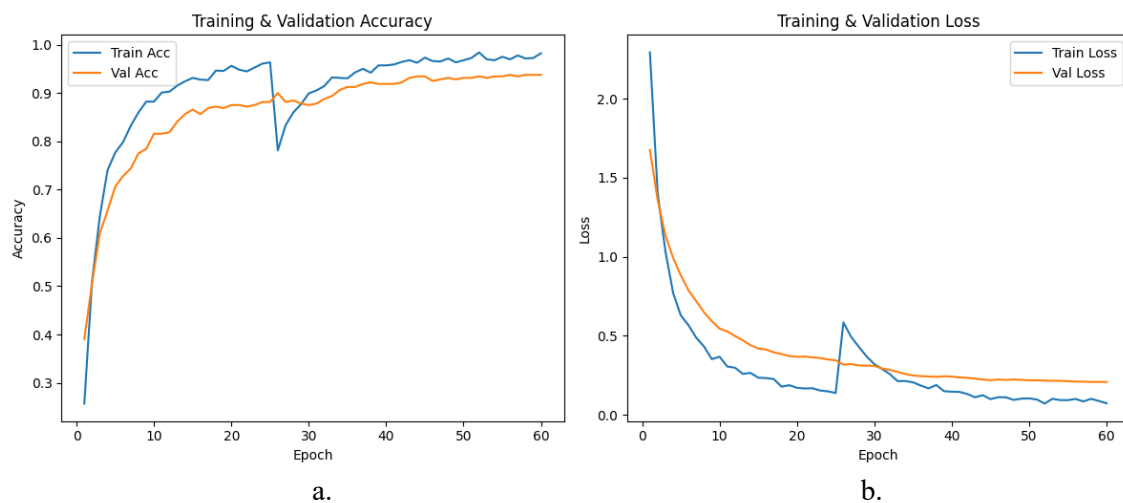
Confusion matrix digunakan untuk mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi antar kelas sehingga dapat diketahui jenis daun yang memiliki karakteristik visual yang serupa dan berpotensi menyebabkan kesalahan prediksi. Melalui kombinasi *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *confusion matrix*, performa model dapat dievaluasi secara lebih menyeluruh baik dari sisi ketepatan klasifikasi maupun distribusi kesalahan prediksi pada masing-masing kelas

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pelatihan Model

Model *MobileNetV2* dilatih menggunakan dataset citra sayuran daun hijau lokal yang terdiri dari delapan kelas. Proses pelatihan dilakukan menggunakan pendekatan transfer learning dengan bobot awal dari *ImageNet* serta menerapkan augmentasi data, *BatchNormalization*, dan *Dropout* untuk membantu mengurangi risiko *overfitting*. Selain itu, digunakan *callback* berupa *EarlyStopping*, *ReduceLROnPlateau*, dan Model *Checkpoint* untuk menjaga kestabilan proses pelatihan.

Berdasarkan hasil pelatihan, model menunjukkan performa yang baik pada data pelatihan dan validasi. Proses pelatihan dilakukan melalui tahap pelatihan awal dan *fine-tuning* sehingga model dapat mempelajari karakteristik visual setiap jenis daun secara lebih optimal serta menjaga kemampuan generalisasi model terhadap data pengujian. Analisis *Accuracy* dan Loss



Gambar 4. (a) Grafik *training accuracy* dan *validation accuracy*, (b) Grafik *training loss* dan *validation loss*

Berdasarkan Gambar 4, nilai *training accuracy* dan *validation accuracy* mengalami peningkatan, sedangkan *training loss* dan *validation loss* menunjukkan penurunan yang stabil selama proses pelatihan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* mampu mempelajari karakteristik visual citra sayuran daun hijau lokal dengan baik tanpa mengalami *overfitting* yang signifikan.

Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data testing untuk mengetahui kemampuan *MobileNetV2* dalam melakukan klasifikasi citra sayuran daun hijau lokal. Tabel 3 menunjukkan hasil evaluasi model berdasarkan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Model *MobileNetV2*

Parameter	Nilai
<i>Test Accuracy</i>	91%
<i>Test Loss</i>	0,20

Berdasarkan hasil pengujian, model *MobileNetV2* memperoleh nilai *accuracy* sebesar 91% dan test loss sebesar 0,20 pada data testing. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi citra sayuran daun hijau lokal dengan baik serta menghasilkan tingkat kesalahan prediksi yang relatif rendah.

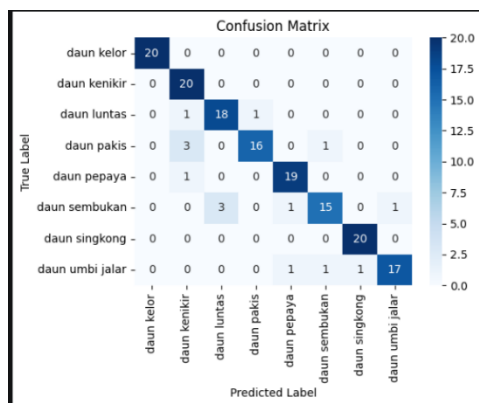
Tabel 6. *Classification Report*

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
Daun Beluntas	0,86	0,90	0,88
Daun Kelor	1,00	1,00	1,00
Daun Kenikir	0,80	1,00	0,89
Daun Pakis	0,94	0,80	0,86
Daun Pepaya	0,90	0,95	0,93
Daun Sembukan	0,88	0,75	0,81
Daun Singkong	0,95	1,00	0,98
Daun Umbi Jalar	0,94	0,85	0,89

Berdasarkan Tabel 6, kelas daun kelor memperoleh hasil klasifikasi terbaik dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebesar 1,00. Sementara itu, beberapa kelas daun lainnya masih menunjukkan perbedaan performa akibat adanya kemiripan karakteristik visual. Secara keseluruhan, model *MobileNetV2* mampu melakukan klasifikasi citra sayuran daun hijau lokal dengan baik.

B. Analisis *Confusion Matrix*

Analisis dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui distribusi kesalahan klasifikasi yang terjadi pada setiap kelas sayuran daun hijau lokal.



Gambar 5. *Confusion Matrix mobilNetV2*

Berdasarkan Gambar 5, sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar yang ditunjukkan oleh dominasi nilai pada diagonal utama *confusion matrix*. Beberapa kesalahan klasifikasi masih terjadi pada kelas daun yang memiliki karakteristik visual yang serupa, seperti daun sembukan, daun pakis, dan daun beluntas. Sementara itu, kelas daun kelor dan daun singkong berhasil memperoleh hasil klasifikasi yang sangat baik dengan tingkat prediksi yang lebih tinggi dibandingkan kelas lainnya. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* mampu mengenali karakteristik visual citra sayuran daun hijau lokal dengan baik serta menghasilkan performa klasifikasi yang stabil.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan arsitektur *MobileNetV2* untuk klasifikasi sayuran daun hijau lokal berbasis citra digital. Berdasarkan hasil pengujian, model mampu mengenali delapan jenis sayuran daun yaitu daun beluntas, daun kelor, daun kenikir, daun pakis, daun pepaya, daun sembukan, daun singkong, dan daun umbi jalar dengan performa yang baik. Penerapan *transfer learning*, augmentasi data, *BatchNormalization*, *Dropout*, serta *callback* berupa *EarlyStopping*, *ReduceLROnPlateau*, dan Model *Checkpoint* membantu menjaga kestabilan proses pelatihan serta mengurangi risiko *overfitting* selama proses pembelajaran model.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 91%, *precision* sebesar 91%, *recall* sebesar 91%, dan *f1-score* sebesar 90%. Nilai evaluasi yang relatif seimbang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan klasifikasi secara menyeluruh dan mampu mengenali sebagian besar citra daun dengan tingkat ketepatan yang stabil. Berdasarkan hasil *classification report*, kelas daun kelor memperoleh performa terbaik dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebesar 1,00 yang menunjukkan seluruh citra pada kelas tersebut berhasil diklasifikasikan dengan benar.

Meskipun demikian, hasil *confusion matrix* menunjukkan masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas daun yang memiliki karakteristik visual yang serupa, terutama pada daun sembukan, daun pakis, dan daun beluntas. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa kemiripan bentuk, tekstur, dan pola visual antar kelas masih menjadi tantangan dalam proses klasifikasi. Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mampu digunakan sebagai metode klasifikasi citra sayuran daun hijau lokal dengan performa yang baik, stabil, dan mampu menghasilkan prediksi yang cukup akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. I. Pramesti, “Keanekaragaman Tanaman Sayur Lokal Pekarangan dan Potensinya sebagai Sumber Nutrisi,” *Biocaster : Jurnal Kajian Biologi*, vol. 4, no. 1, pp. 1–14, Jan. 2024, doi: 10.36312/biocaster.v4i1.240.
- [2] S. A. Nasution, D. Lestari, D. P. Azzahra, and D. Kiswanto, “Deteksi Jenis Tanaman Berdasarkan Bentuk Daun Menggunakan KNN,” *SIMKOM*, vol. 10, no. 1, pp. 31–38, Jan. 2025, doi: 10.51717/simkom.v10i1.646.
- [3] K. USMAN, N. K. C. PRATIWI, N. IBRAHIM, H. SYAHRIAN, and V. P. RAHADI, “Evaluasi Optimizer pada Residual Network untuk Klasifikasi Klon Teh Seri GMB Berbasis Citra Daun,” *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 9, no. 4, p. 841, Oct. 2021, doi: 10.26760/elkomika.v9i4.841.
- [4] R. A. Putri *et al.*, “MODEL DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI OBJEK PADA GAMBAR FISHEYE DEEP LEARNING MODEL FOR OBJECT CLASSIFICATION IN FISHEYE IMAGES,” vol. 11, no. 3, pp. 519–528, 2024, doi: 10.25126/jtiik.2024118047.
- [5] A. E. Rewina, S. Sulistyowati, M. Kurniawan, M. D. N, and S. F. Yunanda, “Penerapan Metode CNN (Convolutional Neural Network) dalam Mengklasifikasi Uang Kertas dan Uang Logam,” *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, vol. 4, no. 12, pp. 778–785, May 2024, doi: 10.47065/tin.v4i12.5128.
- [6] A. Dwisusilo and I. Yuadi, “Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Pengolahan Citra Digital untuk Mendukung Ketahanan Pangan Nasional”, doi: 10.38035/jim.v4i6.
- [7] L. S. Harahap and M. F. H. Kembaren, “Klasifikasi Objek Menggunakan Convolutional Neural Network pada Citra Satelit,” *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, vol. 4, no. 2, pp. 4663–4667, Jul. 2025, doi: 10.31004/riggs.v4i2.1306.
- [8] M. Sholihin, M. F. Md Fudzee, and M. N. Ismail, “AlexNet-Based Feature Extraction for Cassava Classification: A Machine Learning Approach,” *Baghdad Science Journal*, vol. 20, pp. 2624–2637, 2023, doi: 10.21123/bsj.2023.9120.
- [9] S. Kardeni, F. Izzati, and R. Rusdah, “Classification of Coconut Fruit Quality Using The K-Nearest Neighbour (K-NN) Method Based on Feature Extraction: Color, Shape, and Texture,” *JURNAL TEKNIK INFORMATIKA*, vol. 18, no. 1, pp. 143–156, Apr. 2025, doi: 10.15408/jti.v18i1.41225.
- [10] H. Chen, G. Zhou, W. He, X. Duan, and H. Jiang, “Classification and identification of agricultural products based on improved MobileNetV2,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-53349-w.
- [11] M. Akay *et al.*, “Deep Learning Classification of Systemic Sclerosis Skin Using the MobileNetV2 Model,” *IEEE Open J. Eng. Med. Biol.*, vol. 2, pp. 104–110, 2021, doi: 10.1109/OJEMB.2021.3066097.