

Analisis Kinerja MobileNetV2 untuk Klasifikasi Jenis Ikan Lokal

^{1*}M. Nabil Pratama, ²Umi Mahdiyah, ³Wahyu Cahyo Utomo

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

Email: ¹nabilprtm87@gmail.com, ²umimahdiyah@gmail.com, ³wahyu.utomo@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : M. Nabil Pratama

Abstrak— Identifikasi jenis ikan lokal masih sering dilakukan secara manual sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan, terutama pada ikan yang memiliki karakteristik visual yang serupa. Penelitian ini bertujuan menganalisis kinerja arsitektur MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan tujuh jenis ikan lokal, yaitu Bandeng, Bawal, Gabus, Gurame, Ikan Mas, Kembung, dan Mujair. Dataset citra ikan diproses melalui tahap preprocessing dan augmentasi data sebelum digunakan pada proses pelatihan model berbasis transfer learning. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu menghasilkan performa klasifikasi yang sangat baik dengan accuracy sebesar 99,05%, serta nilai precision, recall, dan F1-score rata-rata sebesar 0,99. Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, dengan hanya sedikit kesalahan klasifikasi pada kelas Kembung yang terprediksi sebagai Bandeng. Hasil ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 efektif digunakan untuk klasifikasi jenis ikan lokal berbasis citra digital.

Kata Kunci— augmentasi data, klasifikasi citra, MobileNetV2

Abstract— Fish species identification is generally performed manually and may lead to classification errors, especially for fish with similar visual characteristics. This study aims to analyze the performance of the MobileNetV2 architecture in classifying seven local fish species, namely Bandeng, Bawal, Gabus, Gurame, Ikan Mas, Kembung, and Mujair. The fish image dataset was processed through preprocessing and data augmentation before being used for transfer learning-based model training. Model evaluation was conducted using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix metrics. The results showed that MobileNetV2 achieved excellent classification performance with a testing accuracy of 99.05%. Most classes were correctly classified, with only minor misclassification occurring in the Kembung class. These findings indicate that MobileNetV2 is effective for local fish species classification based on digital images.

Keywords— data augmentation, image classification, MobileNetV2

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



I. PENDAHULUAN

Ikan merupakan salah satu sumber pangan yang banyak dikonsumsi masyarakat Indonesia karena memiliki kandungan protein, vitamin, dan mineral yang bermanfaat bagi kesehatan.

Indonesia memiliki berbagai jenis ikan lokal yang tersebar di berbagai wilayah, seperti bandeng, bawal, gabus, gurame, ikan mas, kembung, dan mujair. Meskipun memiliki karakteristik yang berbeda, beberapa jenis ikan lokal memiliki bentuk tubuh, warna, dan tekstur yang hampir serupa sehingga sering menimbulkan kesulitan dalam proses identifikasi secara visual. Proses identifikasi jenis ikan umumnya masih dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan terhadap ciri fisik ikan. Cara tersebut sangat bergantung pada pengalaman dan pengetahuan individu sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan identifikasi, terutama pada jenis ikan yang memiliki karakteristik visual yang mirip[1]. Kesalahan dalam mengenali jenis ikan dapat memengaruhi proses pengelompokan, pengolahan data, maupun pemanfaatan informasi yang berkaitan dengan jenis ikan tersebut. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang mampu melakukan identifikasi jenis ikan secara otomatis dan konsisten.[2]

Perkembangan teknologi *computer vision* dan *deep learning* telah memberikan kontribusi yang signifikan dalam bidang klasifikasi citra digital. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*, yaitu metode *deep learning* yang mampu mengekstraksi fitur visual secara otomatis dari citra digital. CNN telah berhasil diterapkan pada berbagai penelitian klasifikasi objek karena memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola, bentuk, tekstur, dan karakteristik visual lainnya pada suatu citra.

Salah satu arsitektur CNN yang banyak digunakan dalam tugas klasifikasi citra adalah *MobileNetV2*[3]. Arsitektur ini dirancang untuk menghasilkan performa klasifikasi yang baik dengan jumlah parameter yang relatif lebih sedikit dibandingkan beberapa arsitektur CNN lainnya. *MobileNetV2* juga banyak diterapkan pada berbagai penelitian berbasis *transfer learning* karena mampu memberikan hasil yang baik dengan kebutuhan komputasi yang lebih ringan. Karakteristik tersebut menjadikan *MobileNetV2* sesuai untuk digunakan pada proses klasifikasi citra digital, termasuk pada objek yang memiliki tingkat kemiripan visual yang tinggi[4].

Selain pemilihan arsitektur model, kualitas citra juga memengaruhi performa klasifikasi yang dihasilkan. Citra yang mengandung latar belakang kompleks atau detail objek yang kurang jelas dapat menyebabkan proses ekstraksi fitur menjadi kurang optimal[5]. Oleh karena itu, diperlukan tahap *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas citra sebelum digunakan pada proses pelatihan model. Pada penelitian ini digunakan teknik *center cropping* untuk memfokuskan area objek ikan dan teknik *sharpening* untuk memperjelas tekstur citra sehingga karakteristik visual ikan dapat dikenali dengan lebih baik oleh model[6].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja arsitektur *MobileNetV2* dalam melakukan klasifikasi delapan jenis ikan lokal menggunakan citra digital. Selain itu, penelitian ini juga menerapkan *preprocessing* berupa *cropping* dan *sharpening* untuk meningkatkan kualitas citra sebelum proses pelatihan model. Evaluasi model dilakukan menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix* untuk mengetahui kemampuan *MobileNetV2* dalam membedakan jenis ikan lokal yang memiliki karakteristik visual yang beragam maupun yang relatif serupa.

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 ikan lokal yang terdiri dari tujuh kelas, yaitu bandeng, bawal, gabus, gurame, ikan mas, kembung, dan mujair. Selanjutnya dilakukan tahap *preprocessing* citra dan augmentasi data untuk mempersiapkan data pelatihan. Tahap berikutnya adalah pembentukan model menggunakan arsitektur MobileNetV2 berbasis *transfer learning* yang kemudian dilatih menggunakan data training dan divalidasi menggunakan data *validation*. Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data testing melalui metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix* untuk mengetahui performa model dalam melakukan klasifikasi jenis ikan lokal[7].

A. Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari tujuh jenis ikan lokal yaitu Bandeng, Bawal, Gabus, Gurame, Ikan Mas, Kembung, dan Mujair. Distribusi data training, validation, dan testing ditunjukkan pada Tabel 1. Setiap kelas memiliki jumlah data yang seimbang sehingga proses pelatihan dan evaluasi model dapat dilakukan secara lebih objektif.

Table 1. Distribusi Dataset Ikan

Kelas	<i>Training</i>	<i>Validation</i>	<i>Testing</i>	Total
Bandeng	240	30	30	300
Bawal	240	30	30	300
Gabus	240	30	30	300
Gurame	240	30	30	300
Ikan Mas	240	30	30	300
Kembung	240	30	30	300
Mujair	240	30	30	300
Total	1680	210	210	2100

Table 2. Tipe Dataset Ikan Lokal

			
BANDENG	BAWAL	GABUS	GURAME

Table 3 Tipe Dataset Ikan Lokal Lanjutan

		
IKAN MAS	KEMBUNG	MUJAIR

Table 2 dan 3 menunjukkan contoh citra dari masing-masing jenis ikan lokal yang digunakan dalam penelitian.

B. *Preprocessing Data*

Tahap *preprocessing* 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 standar model *pre-trained ImageNet*. Dengan demikian, citra yang digunakan pada proses pelatihan memiliki format yang sesuai dengan kebutuhan input *MobileNetV2*.



a

b

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

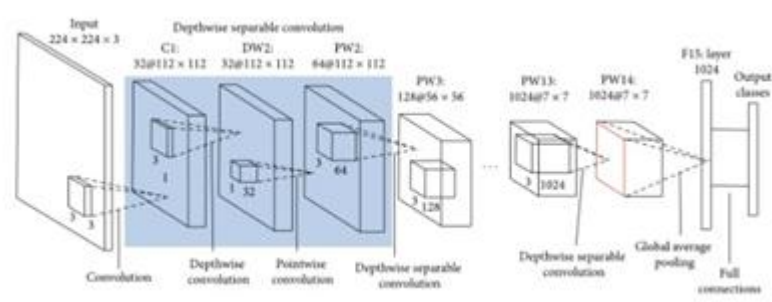
C. *Augmentasi Data*

Penelitian ini menerapkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi data pelatihan dan mengurangi risiko *overfitting*. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi *horizontal flip*, *rotation*, *zoom*, *width shift*, *height shift*, dan *brightness adjustment*. Proses augmentasi hanya diterapkan pada data training sehingga proses evaluasi tetap menggunakan citra asli. Dengan adanya augmentasi, model diharapkan mampu mengenali objek ikan dengan lebih baik pada berbagai variasi kondisi citra.

D. *Arsitektur MobileNetV2*

Penelitian ini menggunakan arsitektur *MobileNetV2* berbasis *transfer learning* dengan bobot awal *pre-trained ImageNet*. *MobileNetV2* merupakan pengembangan dari *MobileNet* yang dirancang untuk menghasilkan performa klasifikasi yang baik dengan kebutuhan komputasi yang lebih ringan. Arsitektur ini memanfaatkan *depthwise separable convolution* yang mampu

mengurangi jumlah parameter dan kompleksitas komputasi tanpa mengurangi kemampuan model dalam mengekstraksi fitur citra[8].



Gambar 3. Arsitektur *MobileNet-V2*[9]

Gambar 3 menunjukkan arsitektur *MobileNetV2* yang digunakan dalam penelitian. Pada penelitian ini, *MobileNetV2* digunakan sebagai *feature extractor* dengan bobot awal dari ImageNet. Seluruh layer utama *MobileNetV2* dibekukan (*trainable=False*), sedangkan beberapa layer klasifikasi ditambahkan pada bagian akhir model untuk menyesuaikan jumlah kelas ikan yang digunakan. Selain itu, diterapkan layer *GlobalAveragePooling2D*, *Dense*, dan *Dropout* untuk membantu proses klasifikasi serta mengurangi risiko *overfitting* selama pelatihan model.

E. Proses Training

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan konfigurasi parameter sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4 Model dilatih menggunakan *optimizer* Adam dengan learning rate sebesar 0,001 dan fungsi *loss categorical_crossentropy*. Untuk menjaga stabilitas proses pelatihan, digunakan *callback* berupa *EarlyStopping*, *ReduceLROnPlateau*, dan *ModelCheckpoint*. Callback tersebut berfungsi untuk menghentikan pelatihan secara otomatis ketika performa model tidak mengalami peningkatan serta menyimpan model dengan performa terbaik selama proses training.

Table 4 Parameter Pelatihan Model

Parameter	Nilai
Arsitektur	MobileNetV2
Input Size	224×224
Batch Size	16
Epoch Maksimum	15
Optimizer	Adam
Learning Rate	0,001
Loss Function	Categorical Crossentropy
EarlyStopping	Patience = 7
ReduceLROnPlateau	Factor = 0,5
ModelCheckpoint	Save Best Model

Selanjutnya, proses pelatihan dihentikan secara otomatis menggunakan mekanisme *EarlyStopping* ketika nilai validation loss tidak menunjukkan peningkatan dalam beberapa epoch. Model dengan performa terbaik selama proses pelatihan disimpan menggunakan *ModelCheckpoint* untuk digunakan pada tahap evaluasi.

F. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kemampuan *MobileNetV2* dalam mengklasifikasikan jenis ikan lokal berdasarkan citra digital. Pengukuran performa model menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan klasifikasi secara keseluruhan, sedangkan *precision*, *recall*, dan *F1-score* digunakan untuk mengevaluasi performa model pada masing-masing kelas. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk menganalisis distribusi hasil prediksi serta kesalahan klasifikasi yang terjadi antar kelas ikan[10]. Perhitungan metrik evaluasi ditunjukkan pada Persamaan (1)–(4)

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

Keterangan:

- TP (*True Positive*) = jumlah data yang diklasifikasikan benar sebagai kelas positif.
- TN (*True Negative*) = jumlah data yang diklasifikasikan benar sebagai kelas negatif.
- FP (*False Positive*) = jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai kelas positif.
- FN (*False Negative*) = jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai kelas negatif.

Precision digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas. *Precision* dihitung menggunakan Persamaan (2).

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

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang termasuk ke dalam suatu kelas. *Recall* dihitung menggunakan Persamaan (3).

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

F1-score digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan antara nilai *precision* dan *recall*. Nilai *F1-score* dihitung menggunakan Persamaan (4).

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

Selain menggunakan metrik kuantitatif, penelitian ini juga memanfaatkan *confusion matrix* untuk menganalisis distribusi hasil klasifikasi pada setiap kelas ikan lokal. *Confusion matrix* digunakan untuk mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi yang terjadi antar kelas sehingga dapat diketahui kelas 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 komprehensif baik dari sisi ketepatan klasifikasi maupun distribusi kesalahan prediksi pada masing-masing kelas ikan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

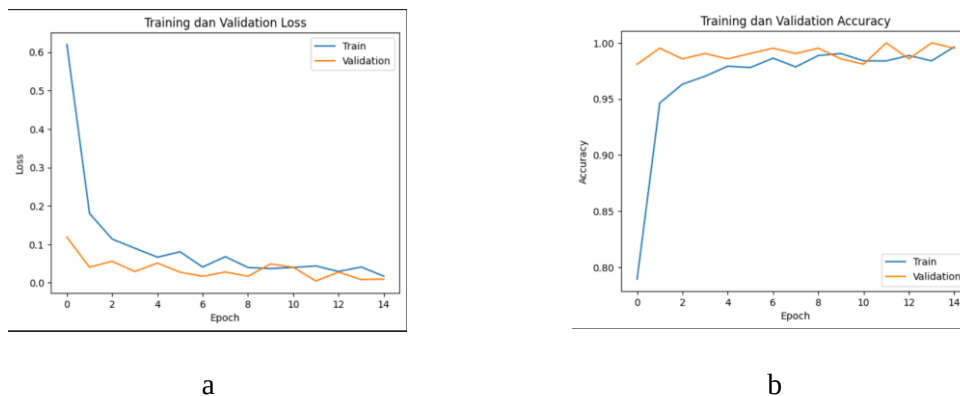
A. Hasil Pelatihan Model

Model *MobileNetV2* dilatih menggunakan dataset citra ikan lokal yang terdiri dari tujuh kelas, yaitu Bandeng, Bawal, Gabus, Gurame, Ikan Mas, Kembung, dan Mujair. Proses pelatihan dilakukan menggunakan pendekatan transfer learning dengan bobot awal dari ImageNet. Selain itu, diterapkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi data pelatihan dan mengurangi risiko overfitting. Selama proses pelatihan juga digunakan callback

berupa EarlyStopping, ReduceLROnPlateau, dan ModelCheckpoint untuk menjaga stabilitas serta memperoleh model dengan performa terbaik.

Berdasarkan hasil pelatihan, model menunjukkan peningkatan performa yang konsisten pada data training maupun validation. Nilai accuracy mengalami peningkatan pada setiap epoch, sedangkan nilai loss cenderung menurun hingga akhir pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari karakteristik visual dari masing-masing jenis ikan dengan baik dan menghasilkan performa klasifikasi yang stabil.

B. Analisis Accuracy dan Loss



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

Berdasarkan Gambar 5, nilai training accuracy dan validation accuracy mengalami peningkatan selama proses pelatihan hingga mencapai nilai yang mendekati 100%. Pada saat yang sama, nilai training loss dan validation loss menunjukkan tren penurunan yang stabil hingga mendekati nol. Perbedaan yang relatif kecil antara kurva training dan validation mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik serta tidak mengalami overfitting yang signifikan. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 mampu mempelajari karakteristik visual tujuh jenis ikan lokal secara efektif dengan performa pelatihan yang stabil.

C. Evaluasi Kinerja Model

Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data testing untuk mengukur kemampuan klasifikasi terhadap data yang tidak pernah digunakan selama proses training maupun validation. Tabel 3 menunjukkan hasil evaluasi model berdasarkan metrik accuracy dan loss.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model *MobileNetV2*

Parameter	Nilai
Test Accuracy	0.9905
Test Loss	0.0245

Berdasarkan hasil pengujian, model MobileNetV2 berhasil memperoleh nilai akurasi sebesar 0.9905% pada data testing. Nilai tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar citra ikan lokal dapat diklasifikasikan dengan benar oleh model. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan transfer learning menggunakan MobileNetV2 efektif digunakan untuk klasifikasi jenis ikan lokal berbasis citra digital.

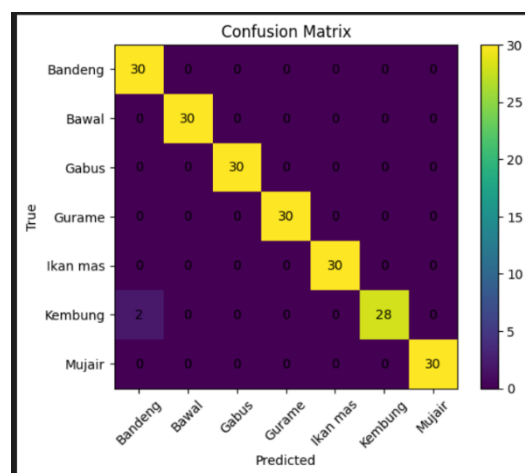
Table 5 *Classification Report*

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
Bandeng	0,94	1.00	0,97
Bawal	1.00	1.00	1.00
Gabus	1,00	1,00	1,00
Gurame	1.00	1.00	1.00
Ikan Mas	1.00	1.00	1.00
Kembung	1.00	0.93	0.97
Mujair	1.00	1.00	1.00

Berdasarkan Tabel 5, sebagian besar kelas memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1,00. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengenali karakteristik visual setiap jenis ikan dengan sangat baik. Namun, pada kelas Bandeng dan Kembung masih terdapat sedikit kesalahan klasifikasi yang ditunjukkan oleh nilai precision dan recall yang belum mencapai 1,00. Meskipun demikian, nilai F1-score yang diperoleh tetap tinggi, yaitu sebesar 0,97. Secara keseluruhan, hasil *classification report* menunjukkan bahwa model MobileNetV2 memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan tujuh jenis ikan lokal.

D. Analisis *Confusion Matrix*

Analisis lebih lanjut dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui distribusi kesalahan klasifikasi yang terjadi pada setiap kelas.



Gambar 5 *Confusion Matrix MobileNetV2*

Berdasarkan Gambar 6, sebagian besar citra ikan berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model MobileNetV2. Kelas Bandeng, Bawal, Gabus, Gurame, Ikan Mas, dan Mujair memperoleh hasil klasifikasi sempurna dengan seluruh citra berhasil dikenali sesuai kelasnya.

Kesalahan klasifikasi hanya terjadi pada kelas Kembung, dimana 2 citra Kembung diprediksi sebagai Bandeng, sedangkan 28 citra lainnya berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kondisi ini menunjukkan bahwa kedua jenis ikan tersebut memiliki beberapa karakteristik visual yang relatif mirip sehingga menyebabkan model mengalami sedikit kesalahan dalam proses klasifikasi.

Secara keseluruhan, hasil confusion matrix menunjukkan bahwa model MobileNetV2 memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan tujuh jenis ikan lokal. Tingginya jumlah prediksi yang benar pada setiap kelas menunjukkan bahwa fitur-fitur visual yang diekstraksi oleh model mampu merepresentasikan karakteristik masing-masing jenis ikan dengan baik. Hasil ini juga sejalan dengan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi pada tahap evaluasi model.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan arsitektur MobileNetV2 untuk klasifikasi tujuh jenis ikan lokal berbasis citra digital, yaitu Bandeng, Bawal, Gabus, Gurame, Ikan Mas, Kembung, dan Mujair. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan pendekatan transfer learning yang didukung oleh tahap preprocessing dan augmentasi data untuk meningkatkan kualitas data pelatihan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mengenali karakteristik visual setiap jenis ikan dengan baik.

Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh *accuracy* sebesar 99,05%. Selain itu, sebagian besar kelas memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang sangat tinggi. Kelas Bawal, Gabus, Gurame, Ikan Mas, dan Mujair berhasil memperoleh nilai sempurna sebesar 1,00 pada seluruh metrik evaluasi, sedangkan kelas Bandeng dan Kembung memperoleh nilai *F1-score* sebesar 0,97. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki performa klasifikasi yang sangat baik.

Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kesalahan klasifikasi hanya terjadi pada dua citra Kembung yang diprediksi sebagai Bandeng, sedangkan seluruh kelas lainnya berhasil dikenali sesuai kelasnya. Secara keseluruhan, hasil penelitian membuktikan bahwa MobileNetV2 efektif digunakan untuk klasifikasi jenis ikan lokal berdasarkan citra digital.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. W. Sulistyaningrum and I. Christiana, "Pemenuhan Gizi Ikan melalui Diversifikasi Olahan Hasil Perikanan dan Sayur Lokal Kalimantan Tengah," *Jurnal Ilmu Hewani Tropika*, vol. 11, no. 1, 2022.
- [2] R. Andriani, F. Muchdar, K. Ahmad, and Juharni, "PEMANFAATAN BAHAN BAKU LOKAL SEBAGAI PAKAN IKAN UNTUK KELOMPOK BUDIDAYA IKAN DI KOTA TERNATE," *Indonesian Journal of Fisheries Community Empowerment*, vol. 1, no. 3, pp. 231–239, Oct. 2021, doi: 10.29303/jppi.v1i3.455.
- [3] Y. Darnita, F. Andika Putra, S. Hendri Wibowo, S. Ade Saputera, N. David Maria Veronika, and A. Sonita, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network Dalam Klasifikasi Kesegaran Ikan Mungkus Berdasarkan Citra Mata dan Insang Ikan," *Jurnal Informatika*, vol. 25, no. 1, pp. 59–73, 2025, doi: 10.30873.
- [4] V. T. Deco, A. Nilogiri, and Q. A'yun, "Klasifikasi Kesegaran Ikan Lemuru Berdasarkan Citra Mata Menggunakan Metode Convolutional Neural Network." [Online]. Available: <https://nenkk.wordpress.com/2013/06/26/representasi-citra-digital/>

- [5] M. F. Hanifa *et al.*, “Fishku Apps: Fishes Freshness Detection Using CNN With MobilenetV2,” *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol. 17, no. 1, p. 67, Feb. 2023, doi: 10.22146/ijccs.80049.
- [6] F. Ramadhani, A. Satria, and S. Salamah, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network dalam Mengidentifikasi Dini Penyakit pada Mata Katarak,” *sudo Jurnal Teknik Informatika*, vol. 2, no. 4, pp. 167–175, Dec. 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i4.408.
- [7] S. S. Rambe, A. Asriyanik, and P. Prajoko, “PENERAPAN MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) BERBASIS MOBILENETV2 UNTUK KLASIFIKASI TINGKAT KESEHATAN IKAN NILA,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3, Jul. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.6744.
- [8] H. E. Kim, A. Cosa-Linan, N. Santhanam, M. Jannesari, M. E. Maros, and T. Ganslandt, “Transfer learning for medical image classification: a literature review,” Dec. 01, 2022, *BioMed Central Ltd.* doi: 10.1186/s12880-022-00793-7.
- [9] W. Hastomo and S. dan Sudjiran, “CONVOLUTION NEURAL NETWORK ARSITEKTUR MOBILENET-V2 UNTUK MENDETEKSI TUMOR OTAK,” *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi STI&K (SeNTIK)*, vol. 5, no. 1, 2021.
- [10] S. Usabili and U. Indahyanti, “Pemodelan Deteksi Dini Diabetes Mellitus menggunakan Pendekatan Ensemble Learning,” *Manajemen Pelayanan Kesehatan*, vol. 1, no. 1, p. 12, Jan. 2024, doi: 10.47134/mpk.v1i1.2924.