

**KLASIFIKASI KESEGERAN UDANG MENGGUNAKAN METODE MOBILENETV2
BERBASIS CITRA DIGITAL****Novisca Indriani¹**¹Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam IndragiriEmail: indrianinovisca@gmail.com¹**ABSTRAK**

Udang merupakan salah satu komoditas perikanan yang mudah mengalami penurunan kualitas akibat proses pembusukan. Penilaian kesegaran udang secara konvensional umumnya dilakukan melalui pengamatan visual dan organoleptik yang bersifat subjektif serta bergantung pada pengalaman pengamat. Oleh karena itu, diperlukan metode alternatif yang dapat membantu proses identifikasi kesegaran secara cepat dan non-destruktif. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi citra udang menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning untuk membedakan dua kelas, yaitu Fresh dan Not_Fresh. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.000 citra, masing-masing 500 citra Fresh dan 500 citra Not_Fresh. Dataset dibagi menjadi 800 citra data training, 100 citra validasi, dan 100 citra testing dengan proporsi yang seimbang pada setiap kelas. Citra diproses dengan ukuran 224×224 piksel dan digunakan dalam proses pelatihan model MobileNetV2. Pelatihan menggunakan maksimum 50 epoch dengan mekanisme Early Stopping. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model memperoleh validation accuracy terbaik sebesar 100,00% pada epoch ke-10, dengan training accuracy sebesar 99,50% dan validation loss sebesar 0,0210. Setelah bobot terbaik dikembalikan ke epoch ke-10, pengujian terhadap 100 data testing menghasilkan akurasi sebesar 98,00% dengan loss sebesar 0,1611. Berdasarkan classification report, kelas Fresh memperoleh precision 96%, recall 100%, dan F1-score 98%, sedangkan kelas Not_Fresh memperoleh precision 100%, recall 96%, dan F1-score 98%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi kesegaran udang dengan baik berdasarkan citra digital.

Kata kunci: udang, kesegaran, MobileNetV2, klasifikasi citra, deep learning, transfer learning**ABSTRACT**

Shrimp is one of the fishery commodities that is highly susceptible to quality deterioration due to spoilage. Conventional shrimp freshness assessment generally relies on visual and organoleptic observations, which are subjective and depend on the experience of the observer. Therefore, an alternative method is needed to assist freshness identification quickly and non-destructively. This study aims to develop a shrimp image classification model using the MobileNetV2 architecture with a transfer learning approach to distinguish two classes, namely Fresh and Not_Fresh. The dataset consisted of 1,000 images, comprising 500 Fresh images and 500 Not_Fresh images. The dataset was divided into 800 training images, 100 validation images, and 100 testing images, with balanced class proportions. The images were processed at a size of 224×224 pixels and used to train the MobileNetV2 model. Training was conducted with a maximum of 50 epochs using Early Stopping. The training results showed that the model achieved the best validation accuracy of 100.00% at epoch 10, with a training accuracy of 99.50% and validation loss of 0.0210. After restoring the best model weights from epoch 10, testing on 100 testing images achieved an accuracy of 98.00% with a loss of 0.1611. Based on the classification report, the Fresh class achieved 96% precision, 100% recall, and 98% F1-score, while the Not_Fresh class achieved 100% precision, 96% recall, and 98% F1-score. These results indicate that MobileNetV2 performs well in classifying shrimp freshness based on digital images.

Keywords: shrimp, freshness, MobileNetV2, image classification, deep learning, transfer learning

1 PENDAHULUAN

Udang (*Penaeus* spp.) merupakan salah satu komoditas perikanan unggulan Indonesia dengan nilai ekonomi yang tinggi. Berdasarkan data Kementerian Kelautan dan Perikanan, produksi udang nasional mencapai 1,19 juta ton pada tahun 2022 dan memberikan kontribusi sebesar 34,5% terhadap total ekspor perikanan Indonesia. Tingginya permintaan pasar, baik domestik maupun internasional, menjadikan udang sebagai komoditas strategis yang perlu dijaga kualitasnya. Namun, udang termasuk bahan pangan yang sangat mudah mengalami penurunan kualitas (kesegaran) karena memiliki kadar air dan kandungan gizi yang tinggi, sehingga menjadi media yang baik bagi pertumbuhan mikroorganisme pembusuk [1]. Proses pembusukan pada udang dapat terjadi dengan cepat, terutama jika tidak ditangani dengan baik sejak pasca-panen. Penurunan kesegaran udang tidak hanya menurunkan nilai ekonomisnya, tetapi juga berpotensi menimbulkan masalah keamanan pangan bagi konsumen.

Metode penilaian kesegaran udang yang umum digunakan saat ini masih mengandalkan pengamatan visual dan organoleptik, seperti melihat warna, tekstur, bau, dan kondisi fisik udang. Metode ini memiliki beberapa kelemahan, antara lain bersifat subjektif (tergantung pada pengalaman dan kepekaan individu), memerlukan keahlian khusus, dan kurang praktis untuk diterapkan dalam skala besar. Metode kimiawi seperti pengukuran Total Volatile Base Nitrogen (TVB-N) dan pH memang lebih objektif, tetapi memerlukan peralatan laboratorium, waktu yang relatif lama, serta bersifat destruktif (merusak sampel) [2]. Oleh karena itu, diperlukan metode alternatif yang cepat, akurat, dan non-destruktif untuk menilai kesegaran udang.

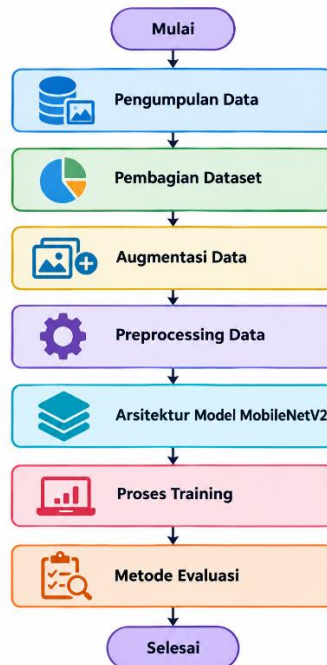
Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengatasi permasalahan tersebut. Hafidz & Rahmadya [3] mengembangkan sistem identifikasi kesegaran udang berbasis Single Board Computer menggunakan arsitektur MobileNetV2 dan berhasil mencapai akurasi 95,08% untuk 5 kelas kesegaran. Zhang et al. [4] menggunakan deep learning dengan citra dari smartphone untuk menilai kesegaran udang dan menghubungkannya dengan nilai TVB-N, mencapai AUC > 0,90. Wen et al. [5] menggabungkan pencitraan polarisasi dengan ResNet-18 untuk deteksi kesegaran udang *Litopenaeus vannamei* dan mencapai akurasi >97%. Penelitian lain oleh Prema & Visumathi [6] mengusulkan model hybrid CNN-SVM yang dioptimalkan untuk klasifikasi kesegaran udang dan berhasil mengungguli metode lainnya. Penelitian-penelitian tersebut membuktikan bahwa pendekatan berbasis deep learning sangat menjanjikan untuk klasifikasi kesegaran udang.

MobileNetV2, yang diperkenalkan oleh Sandler et al. [7], menawarkan arsitektur yang ringan dan efisien dengan menggunakan teknik inverted residual blocks dan linear bottlenecks. Arsitektur ini dirancang untuk berjalan pada perangkat dengan sumber daya komputasi terbatas, namun tetap mencapai akurasi yang kompetitif [7]. Penelitian tentang klasifikasi kesegaran ikan menggunakan MobileNetV2 berhasil mencapai akurasi yang tinggi [8]. Hal ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 sangat cocok untuk dataset berukuran kecil-menengah dan efisien secara komputasi, serta mudah diimplementasikan pada perangkat embedded seperti Raspberry Pi.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi citra udang segar versus tidak segar menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning. Model digunakan untuk mengklasifikasikan udang ke dalam dua kategori, yaitu Fresh dan Not_Fresh. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model yang akurat dan efisien untuk penilaian kesegaran udang berbasis citra digital, serta menjadi fondasi untuk pengembangan lebih lanjut pada tugas akhir, seperti implementasi ke aplikasi mobile atau perangkat embedded.

2 METODE PENELITIAN

Metode penelitian terdiri atas beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, pembagian dataset, preprocessing, augmentasi data, pembangunan model MobileNetV2, proses training, validasi, dan pengujian model. Alur penelitian dapat ditampilkan dalam diagram alur penelitian.



Gambar 1: Diagram Alur Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra udang yang dikumpulkan secara mandiri. Dataset terdiri dari dua kelas, yaitu Fresh dan Not_Fresh

Tabel 1. Jumlah Dataset Citra Udang.

Kelas	Jumlah
Fresh	500
Not_Fresh	500
Total	1.000

Citra kemudian dikelompokkan berdasarkan kelas masing-masing ke dalam folder Fresh dan Not_Fresh. Pengelompokan berdasarkan folder digunakan sebagai label kelas dalam proses pembelajaran model.

2.2. Pembagian Dataset

Dataset sebanyak 1.000 citra dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data training, validation, dan testing. Pembagian dilakukan dengan mempertahankan keseimbangan jumlah data pada kedua kelas. Pembagian dataset terdiri dari 80% data training, 10% data validation, dan 10% data testing.

Tabel 2. Pembagian Dataset

Dataset	Fresh	Not_Fresh	Total
Training	400	400	800
Validation	50	50	100
Testing	50	50	100
Total	500	500	1.000

2.3. Augmentasi Data

Augmentasi data digunakan untuk memberikan variasi terhadap citra selama proses pelatihan sehingga model dapat mempelajari pola visual yang lebih beragam. Teknik augmentasi yang digunakan dalam penelitian ini mengikuti proses yang diterapkan pada model, seperti perubahan orientasi dan variasi citra.

Augmentasi hanya diterapkan pada data training sehingga data validasi dan testing tetap digunakan sebagai data evaluasi yang tidak mengalami perubahan augmentasi selama proses evaluasi.

2.4. Preprocessing Data

Sebelum digunakan oleh model MobileNetV2, citra melalui tahap preprocessing. Ukuran citra diseragamkan menjadi 224×224 piksel, sesuai dengan ukuran input yang digunakan dalam penelitian.

Tahapan preprocessing meliputi:

- Resize, yaitu mengubah ukuran citra menjadi 224×224 piksel.
- Normalisasi, yaitu menyesuaikan nilai piksel agar dapat diproses oleh model.
- Pelabelan, yaitu memberikan label berdasarkan folder kelas Fresh dan Not_Fresh.

2.5. Arsitektur Model MobileNetV2

Penelitian ini menggunakan MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning. Model MobileNetV2 digunakan sebagai base model untuk mengekstraksi fitur dari citra udang. Pendekatan transfer learning memungkinkan model memanfaatkan pengetahuan yang telah diperoleh dari dataset sebelumnya sehingga proses pembelajaran pada dataset penelitian dapat dilakukan secara lebih efisien.

Arsitektur model terdiri dari base model MobileNetV2, lapisan pooling, lapisan klasifikasi, dan output untuk menentukan kelas Fresh atau Not_Fresh.

2.6. Proses Training

Model dilatih menggunakan 800 citra training dan dievaluasi secara berkala menggunakan 100 citra validation. Pelatihan dikonfigurasi dengan maksimum 50 epoch. Untuk mencegah pelatihan berlebihan, digunakan mekanisme Early Stopping. Model terbaik disimpan berdasarkan performa validation accuracy. Proses pelatihan akhirnya berhenti pada epoch ke-15, kemudian bobot model dikembalikan ke bobot terbaik pada epoch ke-10.

2.7. Metode Evaluasi

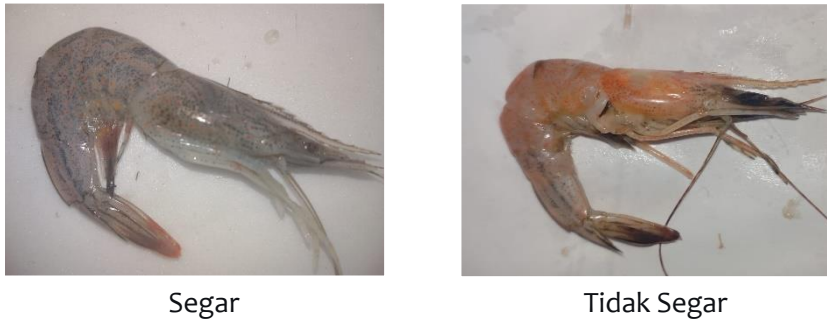
Evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa metrik:

- Akurasi:** Persentase prediksi yang benar dari seluruh data validasi.
- Presisi:** Proporsi prediksi positif yang benar terhadap seluruh prediksi positif.
- Recall:** Proporsi prediksi positif yang benar terhadap seluruh data positif aktual.
- F1-Score:** Rata-rata harmonik dari presisi dan recall.
- Confusion Matrix:** Matriks untuk melihat jumlah prediksi benar dan salah per kelas.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan terdiri dari 1.000 citra udang, dengan jumlah yang seimbang antara kelas Segar dan Tidak segar. Masing-masing memiliki 500 Citra. Setelah proses pembagian dataset, diperoleh 800 data training, 100 data validation, dan 100 data testing. Pembagian tersebut mempertahankan jumlah yang seimbang antara dua kelas.



Gambar 2: Contoh Citra Udang Segar dan Tidak Segar

3.2. Hasil Training Model

Proses training dilakukan dengan maksimum 50 epoch. Namun, proses tidak sampai mencapai epoch ke-50 karena digunakan Early Stopping. Training berhenti pada epoch ke-15, dan sistem mengembalikan bobot model terbaik pada epoch ke-10.

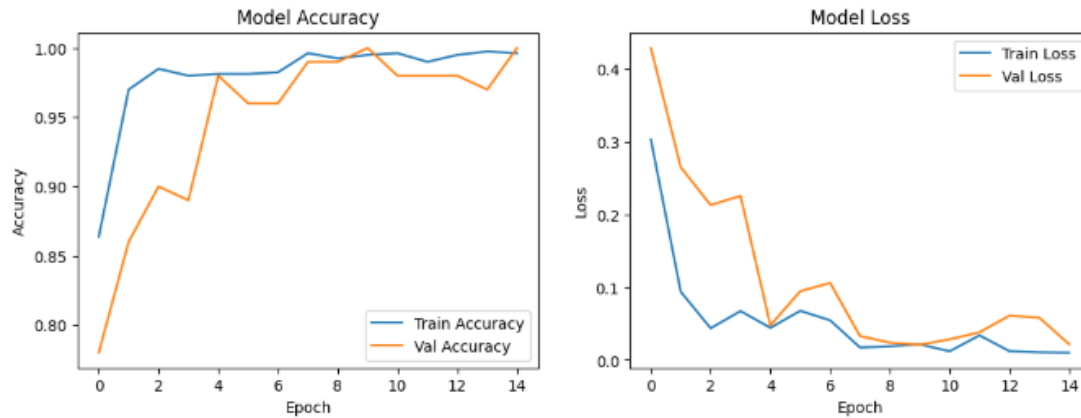
Berikut hasil training dari epoch 1 sampai 15:

Tabel 3. Hasil Training dan Validation Model MobileNetV2

Epoch	Training Accuracy	Validation Accuracy	Training Loss	Validation Loss
1	86,37%	78,00%	0,3028	0,4285
2	97,00%	86,00%	0,0938	0,2648
3	98,50%	90,00%	0,0436	0,2128
4	98,00%	89,00%	0,0673	0,2254
5	98,12%	98,00%	0,0442	0,0476
6	98,12%	96,00%	0,0676	0,0945
7	98,25%	96,00%	0,0545	0,1059
8	99,62%	99,00%	0,0172	0,0329
9	99,25%	99,00%	0,0188	0,0238
10	99,50%	100,00%	0,0215	0,0210
11	99,62%	98,00%	0,0120	0,0284
12	99,00%	98,00%	0,0338	0,0381
13	99,50%	98,00%	0,0122	0,0609
14	99,75%	97,00%	0,0105	0,0582
15	99,62%	100,00%	0,0101	0,0216

Berdasarkan Tabel 3, validation accuracy mengalami peningkatan dari 78,00% pada epoch pertama hingga mencapai 100,00% pada epoch ke-10. Pada epoch ke-10, training accuracy mencapai 99,50%, sedangkan validation accuracy mencapai 100,00%.

Pada epoch ke-11 sampai epoch ke-14, validation accuracy kembali mengalami penurunan menjadi 98,00% dan 97,00%. Pada epoch ke-15, validation accuracy kembali mencapai 100,00%, tetapi tidak melebihi performa terbaik sebelumnya. Oleh karena itu, berdasarkan checkpoint yang digunakan, model terbaik tetap berasal dari epoch ke-10.



Gambar 3: Grafik Akurasi dan Loss Selama Training

3.3. Hasil Validasi Model

Model terbaik pada epoch ke 10 menghasilkan:

Tabel 4. Validasi Model

Metrik	Hasil
Training Accuracy	99,50%
Validation Accuracy	100,00%
Training Loss	0,0215
Validation Loss	0,0210

Data validation terdiri dari 100 citra, yaitu 50 citra Fresh dan 50 citra Not_Fresh. Berdasarkan hasil training pada epoch ke-10, validation accuracy mencapai **100,00%**. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pada proses validasi, model mampu mengklasifikasikan seluruh data validasi dengan benar pada epoch terbaik.

3.4 Hasil Pengujian Model

Setelah proses training selesai, bobot terbaik pada epoch ke-10 digunakan untuk menguji model terhadap **100 citra testing** yang terdiri dari 50 citra Fresh dan 50 citra Not_Fresh.

Hasil pengujian menunjukkan:

Tabel 5. Hasil Pengujian Model

Metrik	Hasil
Test Accuracy	98,00%
Test Loss	0,1611

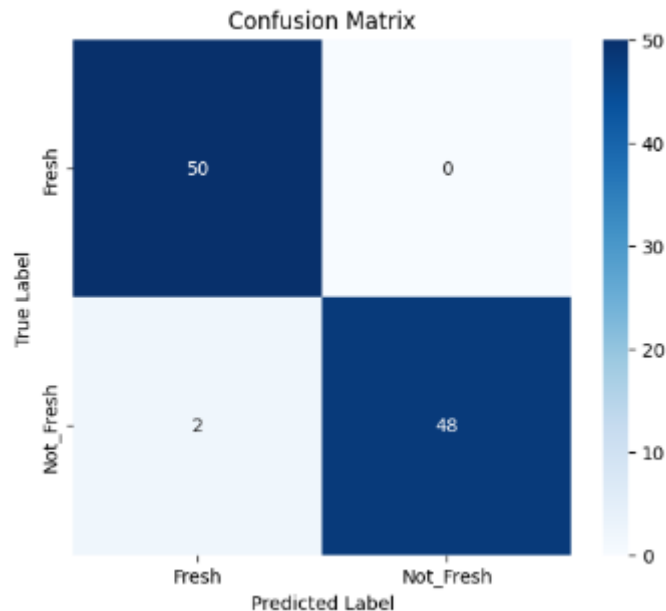
Dari 100 data testing, sebanyak 98 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 2 citra mengalami kesalahan klasifikasi.

3.5 Confusion Matrix

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa 2 kesalahan prediksi berasal dari kelas **Not_Fresh**, yaitu dua citra Not_Fresh diprediksi sebagai Fresh.

Tabel 6. Confusion Matrix

Aktual	Prediksi Fresh	Prediksi Not_Fresh
Fresh	50	0
Not_Fresh	2	48



Gambar 4. Confusion Matrix Hasil Pengujian Model

Berdasarkan confusion matrix tersebut, seluruh 50 citra Fresh berhasil diklasifikasikan dengan benar. Sementara itu, dari 50 citra Not_Fresh, sebanyak 48 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 2 citra salah diklasifikasikan sebagai Fresh.

3.6 Precision, Recall, dan F1-Score

Hasil classification report pada 100 data testing adalah sebagai berikut:

Tabel 7. Hasil Classification Report

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Fresh	96%	100%	98%	50
Not_Fresh	100%	96%	98%	50
Accuracy			98%	100
Macro Average	98%	98%	98%	100
Weighted Average	98%	98%	98%	100

Pada kelas Fresh, model memperoleh precision sebesar 96%, recall 100%, dan F1-score 98%. Nilai recall 100% menunjukkan bahwa seluruh citra yang sebenarnya termasuk kelas Fresh berhasil ditemukan oleh model.

Pada kelas Not_Fresh, model memperoleh precision sebesar 100%, recall 96%, dan F1-score 98%. Nilai recall 96% menunjukkan bahwa terdapat dua citra Not_Fresh yang tidak berhasil dikenali sebagai Not_Fresh dan justru diprediksi sebagai Fresh.

Secara keseluruhan, nilai accuracy, macro average, dan weighted average mencapai 98%.

3.7 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi kesegaran udang dengan performa yang baik. Pada proses training, validation accuracy tertinggi mencapai 100,00% pada epoch ke-10, sedangkan training accuracy pada epoch tersebut mencapai 99,50%. Setelah mencapai performa terbaik, validation accuracy mengalami beberapa penurunan pada epoch berikutnya sehingga mekanisme Early Stopping menghentikan proses training pada epoch ke-15 dan mengembalikan bobot model terbaik dari epoch ke-10.

Pengujian menggunakan data yang tidak digunakan selama training maupun validasi menghasilkan akurasi sebesar 98,00%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model tetap mampu mempertahankan performa yang tinggi ketika diberikan data baru. Selisih antara validation accuracy terbaik sebesar 100,00% dan test accuracy sebesar 98,00% adalah 2 poin persentase. Berdasarkan confusion matrix, kesalahan klasifikasi hanya terjadi pada kelas Not_Fresh. Sebanyak dua citra Not_Fresh diprediksi sebagai Fresh. Kesalahan tersebut dapat terjadi karena karakteristik visual tertentu pada citra Not_Fresh memiliki kemiripan dengan citra Fresh sehingga model mengalami kesulitan dalam membedakannya.

Meskipun memperoleh hasil yang tinggi, performa model tetap perlu dipertimbangkan berdasarkan jumlah dataset yang digunakan. Dataset penelitian terdiri dari 1.000 citra dengan dua kelas. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat menggunakan dataset yang lebih besar dan memiliki variasi kondisi pengambilan gambar yang lebih beragam untuk menguji kemampuan generalisasi model.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, model klasifikasi kesegaran udang menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning berhasil mengklasifikasikan citra udang ke dalam dua kelas, yaitu Fresh dan Not_Fresh.

Dataset yang digunakan terdiri dari 1.000 citra, yang kemudian dibagi menjadi 800 data training, 100 data validation, dan 100 data testing. Proses training menggunakan maksimum 50 epoch dengan Early Stopping dan menghasilkan model terbaik pada epoch ke-10. Pada epoch tersebut, training accuracy mencapai 99,50%, sedangkan validation accuracy mencapai **100,00%** dengan validation loss sebesar 0,0210.

Pengujian menggunakan 100 data testing menghasilkan akurasi sebesar 98,00% dan loss sebesar 0,1611. Model berhasil mengklasifikasikan 98 dari 100 citra dengan benar. Kelas Fresh memperoleh precision 96%, recall 100%, dan F1-score 98%, sedangkan kelas Not_Fresh memperoleh precision 100%, recall 96%, dan F1-score 98%.

Dengan demikian, MobileNetV2 menunjukkan kemampuan yang baik dalam melakukan klasifikasi kesegaran udang berdasarkan citra digital. Pengembangan selanjutnya dapat dilakukan dengan memperbanyak jumlah dataset, menambah variasi kondisi citra, serta mengembangkan model untuk jumlah kelas kesegaran yang lebih detail.

REFERENSI

- [1] B. Karnadi and T. Handhayani, "Klasifikasi Jenis Buah dengan Menggunakan Metode," pp. 35–42, 2024, doi: 10.30864/eksplora.v14i1.1067.
- [2] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, and A. Zhmoginov, "MobileNetV2 : Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," pp. 4510–4520.
- [3] Hafidz and B.Rahmadya, "Sistem Identifikasi Kesegaran Udang Bebasis Single Board Computer dengan CNN Mobilenetv2, "Jurnal CoSciTech. Vol. 6, no. 1, pp45-52, 2025
- [4] K. Prema and J. Visumathi, "Hybrid Approach of CNN and SVM for Shrimp Freshness Diagnosis in Aquaculture Monitoring System using IoT based Learning Support System," pp. 801–810, doi: 10.53106/160792642022072304015.
- [5] S. Zheng, Y. Li, Z. Zhang, and D. Zhao, "Vision Transformer with Spatial 2D Multi-Channel Tokens," pp. 1–18, 2026.
- [6] E. Prasetyo et al., "PERBANDINGAN CONVOLUTION NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI A COMPARISON OF CONVOLUTION NEURAL NETWORK FOR CLASSIFYING MILKFISH ' S FRESHNESS ON EYE IMAGES," vol. 8, no. 3, pp. 601–608, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202184369.
- [7] E. Nur, E. Susanti, and R. Yanwastika, "Model Machine Learning Untuk Klasifikasi Kesegaran Daging Menggunakan Arsitektur Transfer Learning Xception Machine Learning Model For

- Meat Freshness Classification Using Xception Transfer Learning Architecture,” vol. 11, no. 2, pp. 371–376, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i2.57517.
- [8] J. Groth et al., “ScienceDirect Vehicle type type recognition : recognition : a a case case study study of of MobileNetV2 MobileNetV2 for for an an image image classification task classification task,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 246, pp. 3947–3956, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.09.169.