

DETEKSI KESEGERAN IKAN BANDENG DENGAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

Rudi Riansyah^{1*}, Castaka Agus Sugianto²
rudiriansyah0406@gmail.com, castaka@poltektedc.ac.id

¹Program Studi Teknik Informatika, ²Politeknik TEDC Bandung

DOI: <https://doi.org/10.58217/ipsikom.v13i1.96>

ABSTRAK

Fish freshness is a key factor in ensuring food quality and safety, especially for milkfish (Chanos chanos), a staple widely consumed in Indonesia. Traditional methods of assessing freshness rely on manual inspection, which is often subjective, inconsistent, and requires expert knowledge. This presents a challenge for scalable and objective quality control. This study proposes a digital image-based classification system for milkfish freshness using the Convolutional Neural Network (CNN) method with a transfer learning approach. A dataset of 445 milkfish images labeled as either fresh or not fresh was used, with data augmentation applied to increase visual diversity. Two models were developed: Model A (baseline) and Model B (enhanced with Dropout and fine-tuning). The evaluation results showed that Model A achieved 33% accuracy, 50% precision, and 50% recall. In contrast, Model B reached 67% accuracy, 50% precision, and 100% recall, indicating improved generalization and prediction stability. The models were deployed in a Streamlit-based application for real-time freshness detection. These results demonstrate that combining CNN with transfer learning can effectively support automated classification of fish freshness. The proposed approach offers a promising step toward digitizing quality control in fish-based food products. Future enhancements could include larger and more diverse datasets, multi-class classification for more nuanced freshness levels, and integration with mobile or IoT platforms for practical field deployment.

Keywords Convolutional Neural Network, deep learning, fresh milkfish, milkfish

PENDAHULUAN

Ikan bandeng (*Chanos chanos*) merupakan komoditas perikanan budidaya yang potensial karena memiliki kemampuan adaptasi terhadap lingkungan yang luas, termasuk toleransi terhadap perubahan salinitas dan suhu, serta daya tahan terhadap penyakit, menjadikannya cocok untuk sistem budidaya intensif maupun ekstensif (Ganesh et al. 2020). Secara nasional, produksi ikan bandeng telah mencapai sekitar 753.648 ton pada tahun 2023, menegaskan statusnya sebagai salah satu komoditas budidaya penting di Indonesia (Pointjatim, 2024). Dari sisi kandungan gizi, ikan bandeng memiliki potensi sebagai sumber omega-3 yang baik. Menurut Sugata et al. (2019), ikan bandeng mengandung asam lemak omega-3 esensial berupa *eicosapentaenoic acid* (EPA) sebesar 0,36% dan *docosahexaenoic acid* (DHA) sebesar 1,17%, yang menjadikannya pilihan

alternatif yang terjangkau dibandingkan dengan ikan laut seperti salmon dan tuna.

Namun, tingginya nilai gizi ikan bandeng hanya dapat dimanfaatkan secara optimal apabila ikan dikonsumsi dalam kondisi segar. Penilaian kesegaran ikan secara manual cenderung subjektif dan rentan terhadap kesalahan. Oleh karena itu, diperlukan teknologi yang dapat membantu proses klasifikasi kesegaran secara objektif dan efisien.

Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah pemanfaatan teknologi *deep learning*, khususnya algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan pengembangan dari *multilayer perceptron* (MLP) yang efektif untuk analisis citra visual (Abdiansah et al. 2025), termasuk pengenalan wajah (Hartiwi et al. 2020) sampai klasifikasi lahan (Pangestu, Basuki Rahmat, and Fetty

Tri Anggraeny 2020). Dalam penelitian ini, CNN tidak hanya digunakan dalam bentuk arsitektur konvensional, tetapi juga melalui pendekatan *transfer learning* menggunakan model *Transfer learning*, yang memungkinkan pelatihan lebih efisien dengan performa yang lebih baik meskipun menggunakan dataset terbatas (Sandler et al. 2018).

Pendekatan serupa juga telah diterapkan pada identifikasi kesegaran ikan tongkol seperti yang dilakukan oleh Dahlan et al. (2025), mengembangkan metode klasifikasi kesegaran ikan *tongkol* berdasarkan warna mata menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* yang ditingkatkan melalui teknik *contrast stretching* dan *histogram equalization*. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa integrasi metode pengolahan citra dan kecerdasan buatan mampu memberikan hasil yang akurat dan relevan dalam mendeteksi kualitas ikan.

Di bidang pertanian, penelitian yang dilakukan oleh Febriyano yang berjudul "Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) pada Klasifikasi Grade Tandan Buah Segar Kelapa Sawit" mengusulkan pendekatan CNN untuk menentukan tingkat kematangan TBS secara otomatis. Dataset sebanyak 1500 gambar yang dikumpulkan dari perusahaan di Kalimantan Tengah diklasifikasikan ke dalam tiga kelas: mentah, matang, dan terlalu matang. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi sebesar 88,23%, *precision* 89,58%, *recall* 91,99%, dan F1-score 91,99%. Temuan ini membuktikan bahwa implementasi CNN efektif dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi penilaian kualitas di industri kelapa sawit (Febriyanto and Sugianto 2024).

Di bidang kesehatan, CNN juga telah dimanfaatkan dalam mendeteksi penyakit dari data citra medis. Misalnya, penelitian oleh Hartato (2021) yang berjudul "*Klasifikasi Citra Rontgen Paru-paru untuk Deteksi Penyakit Pneumonia Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)*" memanfaatkan CNN untuk mengklasifikasikan citra rontgen dada dalam mendeteksi pneumonia (Hartato 2021).

Untuk menjembatani antara teknologi dan pengguna akhir, Streamlit digunakan sebagai platform antarmuka (*frontend*)

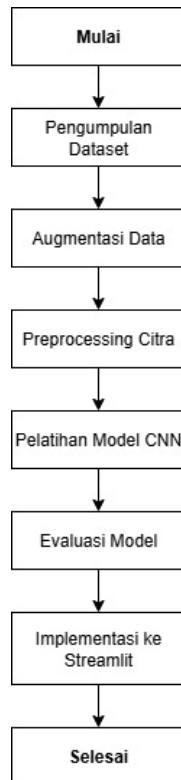
aplikasi klasifikasi kesegaran ikan. Streamlit adalah kerangka kerja berbasis Python yang memungkinkan pembangunan aplikasi web interaktif secara cepat dan sederhana, tanpa memerlukan pengetahuan mendalam tentang pengembangan web (Streamlit Inc. 2023). Dengan mengintegrasikan model CNN yang telah dilatih ke dalam aplikasi Streamlit, pengguna dapat mengunggah gambar ikan bandeng dan memperoleh hasil klasifikasi kesegarannya secara langsung dalam tampilan yang intuitif dan mudah diakses melalui browser. Pemanfaatan Streamlit juga memungkinkan visualisasi data dan hasil prediksi secara real-time, yang memperkuat aspek edukatif dan interaktif dari aplikasi.

Penelitian ini bertujuan untuk membantu dan mengedukasi konsumen dalam menilai kesegaran ikan bandeng secara objektif sehingga konsumsi ikan segar meningkat, serta mendukung industri perikanan nasional yang berkelanjutan.

METODOLOGI PENELITIAN

Alur Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kesegaran ikan bandeng berbasis citra digital dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan pendekatan *transfer learning*. Alur penelitian secara umum terdiri dari beberapa tahapan utama, mulai dari pengumpulan data hingga implementasi model ke dalam aplikasi web. Diagram alur penelitian secara umum ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian
Tahapan-tahapan dalam alur penelitian ini dijelaskan sebagai berikut:

1. **Pengumpulan Dataset**
Tahap awal dimulai dengan proses pengumpulan dataset citra ikan bandeng yang dikategorikan ke dalam dua kelas: Segar dan Tidak Segar. Gambar diperoleh melalui proses dokumentasi langsung menggunakan kamera smartphone dalam berbagai kondisi pencahayaan (alami dan buatan). Setiap gambar diberi label secara manual berdasarkan kriteria visual kesegaran seperti warna mata, insang, dan tekstur tubuh.
2. **Augmentasi Data**
Untuk meningkatkan keragaman visual dan mengurangi risiko overfitting, dilakukan augmentasi data dengan teknik seperti rotasi, flipping horizontal, perubahan brightness, dan zooming. Proses ini menghasilkan dataset yang lebih beragam dan representatif.
3. **Preprocessing Citra**
Setiap citra yang telah dikumpulkan dan diaugmentasi kemudian diproses agar sesuai dengan format input model CNN. Proses preprocessing meliputi

pengubahan ukuran gambar menjadi 224×224 piksel dan normalisasi piksel agar bernilai antara 0 dan 1.

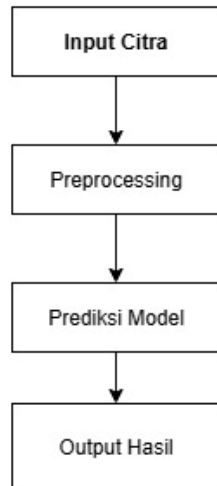
4. **Pelatihan Model CNN**
Model CNN dibangun menggunakan pendekatan transfer learning, dengan memanfaatkan arsitektur pretrained model seperti MobileNetV2. Model dilatih menggunakan dataset yang telah diproses, dan performanya dipantau melalui metrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score pada data validasi.
5. **Evaluasi Model**
Setelah pelatihan selesai, model diuji pada data uji untuk mengetahui sejauh mana model mampu menggeneralisasi data baru. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model yang dioptimalkan mampu mencapai akurasi validasi sebesar 67% dan recall sebesar 100% untuk kelas tertentu, meskipun precision masih perlu ditingkatkan.
6. **Implementasi ke Aplikasi Web**
Model CNN yang telah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam antarmuka aplikasi berbasis web menggunakan framework Streamlit. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra ikan bandeng dan mendapatkan hasil klasifikasi kesegaran secara real-time.

Alur penelitian ini dirancang agar sistem yang dikembangkan tidak hanya kuat secara performa model, tetapi juga aplikatif dan mudah digunakan oleh masyarakat luas dalam konteks pemantauan kualitas ikan secara digital.

Desain Sistem Aplikasi

Desain sistem dalam penelitian ini bertujuan untuk membangun aplikasi klasifikasi kesegaran ikan bandeng berbasis citra digital menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan pendekatan *transfer learning* dengan arsitektur *Transfer learning*. Sistem ini dikembangkan dalam bentuk aplikasi web interaktif menggunakan *framework* Streamlit yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar ikan bandeng dan mendapatkan hasil prediksi secara *real-time*. Proses alur sistem secara umum terdiri dari

empat tahap utama, yaitu Input Citra, Preprocessing, Prediksi Model, dan *Output Hasil*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Alur Desain Sistem
Pada Gambar 2 dijelaskan bahwa sistem terdiri dari empat komponen utama, yaitu:

- Input Citra:** Pengguna mengunggah gambar ikan bandeng yang akan diuji kesegarannya.
- Preprocessing:** Citra yang diunggah diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel dan dinormalisasi agar sesuai dengan format input model.
- Prediksi Model:** Gambar yang telah diproses diklasifikasikan menggunakan model CNN berbasis *Transfer learning* yang telah dilatih sebelumnya.
- Output Hasil:** Aplikasi menampilkan hasil prediksi berupa label “Segar” atau “Tidak Segar” beserta nilai confidence dari model.

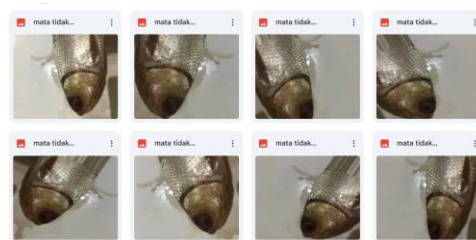
Desain sistem ini dirancang agar ringan, mudah diakses, dan dapat digunakan oleh masyarakat umum atau pelaku industri perikanan sebagai alat bantu dalam menilai kesegaran ikan secara objektif dan efisien.

Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari total 445 citra ikan bandeng yang difokuskan pada bagian mata dan sisik, karena kedua bagian ini merupakan indikator visual utama dalam menentukan tingkat kesegaran ikan. Data tersebut terbagi ke dalam

dua kelas, yaitu kelas “Segar” sebanyak 200 gambar dan kelas “Tidak Segar” sebanyak 245 gambar. Gambar pada kelas “Segar” umumnya menunjukkan ciri-ciri mata yang jernih dan sisik yang masih mengkilap, sedangkan pada kelas “Tidak Segar” ditemukan karakteristik seperti mata keruh dan sisik yang kusam atau mulai mengelupas. Seluruh citra dikonversi dari format HEIC ke JPEG, kemudian dilakukan augmentasi untuk memperkaya variasi data. Proses pelabelan dilakukan secara manual, dan dataset ini dibagi dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi model. Tidak dilakukan pengujian terpisah karena sistem diuji secara langsung melalui aplikasi Streamlit.

Guna meningkatkan variasi data pelatihan dan menghindari overfitting, dilakukan proses augmentasi citra menggunakan beberapa teknik, antara lain: rotasi acak, flipping horizontal, *zooming*, *shearing*, dan penyesuaian tingkat kecerahan (*brightness adjustment*). Seperti yang dijelaskan pada Gambar 3.



Gambar 3. Contoh Citra Hasil Augmentasi Dataset Ikan Bandeng

Teknik augmentasi ini diterapkan khusus pada data pelatihan untuk memperkaya variasi visual, terutama mengingat kemiripan latar dan sudut pengambilan gambar pada dataset asli.

Arsitektur Model CNN

Penelitian ini membangun dua model klasifikasi kesegaran ikan bandeng menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan arsitektur dasar *Transfer learning*. Perbedaan utama antara keduanya terletak pada strategi pelatihan dan penambahan komponen regularisasi. Untuk meminimalkan risiko overfitting, lapisan tambahan mencakup:

- Model A (Baseline)**

Model ini menggunakan arsitektur *Transfer learning* tanpa lapisan klasifikasi akhir (*include_top=False*) dan tanpa penambahan teknik regularisasi. Setelah lapisan *GlobalAveragePooling2D*, langsung ditambahkan satu *Dense layer* berisi 1 neuron dengan aktivasi *sigmoid*. Base model dibekukan (*trainable=False*) dan tidak dilakukan fine-tuning lebih lanjut.

b. Model B (Peningkatan)

Model B dibangun menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan arsitektur *Transfer learning* sebagai lapisan dasar (base model). Bobot awal dimuat dari dataset *ImageNet* dengan pengaturan *include_top=False* agar dapat disesuaikan untuk klasifikasi biner. Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi dan mencegah overfitting, arsitektur ditambahkan beberapa lapisan tambahan, yakni *GlobalAveragePooling2D* untuk mereduksi dimensi fitur, dua *Dropout layer* dengan rasio 0.3 sebagai bentuk regularisasi, serta satu *Dense layer* berisi 128 neuron dengan aktivasi *ReLU*. Di bagian akhir, digunakan *Dense output layer* berisi satu neuron dengan fungsi aktivasi *sigmoid*, karena tugas klasifikasi bersifat biner (Segar atau Tidak Segar). Model ini dikompilasi dengan *optimizer* Adam menggunakan *learning rate* sebesar 0.0001, dan fungsi loss berupa *binary_crossentropy*, dengan metrik evaluasi berupa akurasi. Selain itu, digunakan juga teknik *early stopping* dengan *patience=5* selama pelatihan, guna menghentikan proses pelatihan ketika tidak ada perbaikan signifikan pada akurasi validasi, sehingga performa model tetap optimal tanpa risiko overfitting.

Implementasi

Sistem dikembangkan dengan menggabungkan model *Transfer learning* dan antarmuka web menggunakan Streamlit. Model dilatih menggunakan dataset citra ikan bandeng yang telah diaugmentasi, dengan pembagian data 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi. Pelatihan dilakukan selama 15

epoch dengan *early stopping* untuk mencegah overfitting.

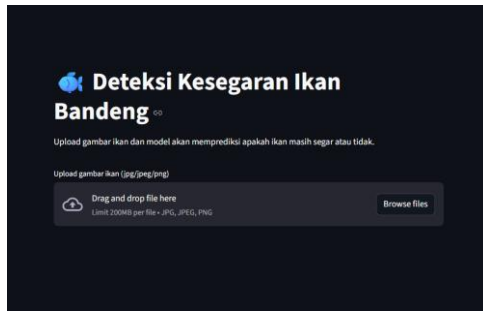
Setelah dilatih, model disimpan dalam format *.h5* dan diintegrasikan ke dalam aplikasi. Pengguna dapat mengunggah gambar melalui antarmuka Streamlit, lalu gambar diproses dan diprediksi menggunakan model. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk label “Segar” atau “Tidak Segar” beserta nilai probabilitasnya *real-time* melalui antarmuka berbasis web. Untuk menunjang proses pelatihan dan implementasi, penelitian ini menggunakan platform Google Colaboratory (Colab) untuk pemrosesan model *deep learning*, serta Visual Studio Code (VS Code) untuk pengembangan dan pengujian aplikasi berbasis Streamlit. Library utama yang digunakan meliputi *TensorFlow*, *Keras*, *NumPy*, *OpenCV*, dan *Streamlit*. Lingkungan pengembangan ini dipilih karena mendukung efisiensi pemrosesan GPU di Google Colab serta fleksibilitas deployment aplikasi melalui VS Code.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Antarmuka Aplikasi

Aplikasi ini dirancang menggunakan Streamlit, sebuah *framework* berbasis Python yang memungkinkan pembuatan antarmuka web secara cepat dan interaktif. Tujuan utama dari aplikasi ini adalah untuk membantu pengguna dalam mengklasifikasikan kesegaran ikan bandeng (*Chanos chanos*) berdasarkan citra digital.

Antarmuka aplikasi menampilkan desain yang minimalis dan intuitif, sehingga mudah digunakan bahkan oleh pengguna non-teknis. Proses klasifikasi dilakukan secara otomatis oleh model transfer learning yang telah dilatih sebelumnya. Pengguna cukup mengunggah gambar ikan melalui komponen unggah gambar yang tersedia di halaman utama aplikasi. Aplikasi mendukung format file gambar seperti *.jpg*, *.jpeg*, dan *.png*, dengan batas ukuran maksimal 200MB. Tampilan antarmuka aplikasi ditunjukkan pada Gambar 4.

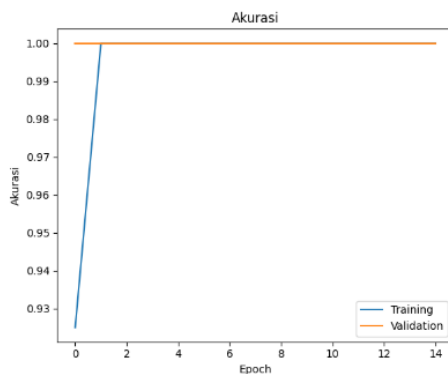


Gambar 4. Tampilan Antarmuka Aplikasi Deteksi Kesegaran Ikan Bandeng

Setelah gambar diunggah, sistem akan memproses input tersebut dan memberikan hasil prediksi berupa label “Segar” atau “Tidak Segar”, disertai dengan nilai confidence atau tingkat keyakinan model terhadap prediksi yang dihasilkan. Hasil prediksi ditampilkan secara real-time, sehingga pengguna dapat langsung mengetahui status kesegaran ikan berdasarkan citra yang diunggah.

Evaluasi Performa Model A (*Baseline Transfer learning tanpa Fine-Tuning*)

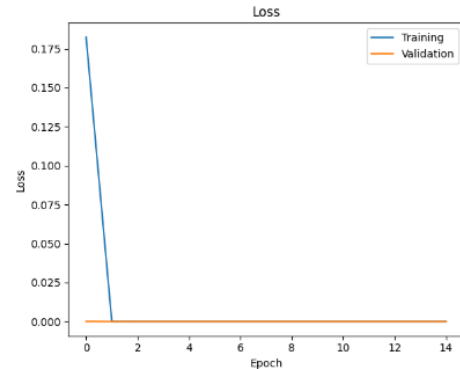
Evaluasi awal dilakukan dengan menggunakan model *baseline Transfer learning* tanpa penerapan fine-tuning dan regularisasi tambahan seperti *Dropout* maupun *early stopping*. Model ini dilatih selama 15 *epoch* dengan visualisasi performa disajikan dalam dua grafik, yaitu akurasi dan loss, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 5 dan 6 berikut:



Gambar 5. Grafik akurasi Model A (Baseline)

Pada grafik akurasi, terlihat bahwa akurasi pelatihan dan validasi meningkat secara tajam hingga mencapai 100% hanya dalam dua *epoch* pertama, lalu tetap stagnan hingga akhir pelatihan. Tren ini tampak terlalu "sempurna", yang justru mengindikasikan

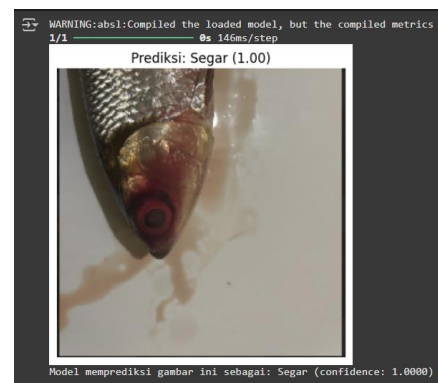
bahwa model kemungkinan besar mengalami overfitting atau kurang mampu membedakan pola yang sebenarnya pada data baru, karena data validasi terlalu mirip dengan data latih atau jumlah data yang terlalu sedikit.



Gambar 6. Grafik loss Model A (Baseline)

Grafik loss menunjukkan penurunan drastis dari nilai awal hingga mencapai nol pada *epoch* ke-2, baik pada data pelatihan maupun validasi. Kurva yang sangat cepat stabil di angka nol ini biasanya mencerminkan kurangnya kompleksitas tantangan dalam dataset, atau bisa juga karena model hanya "menghafal" data pelatihan tanpa benar-benar mempelajari pola visual. Hal ini menunjukkan bahwa performa model yang terlihat baik secara numerik, belum tentu merepresentasikan kemampuan klasifikasi yang sebenarnya di dunia nyata.

Selanjutnya, model A juga diuji untuk mengetahui keakuratannya dan divisualisasikan pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil prediksi oleh Model A (Baseline)

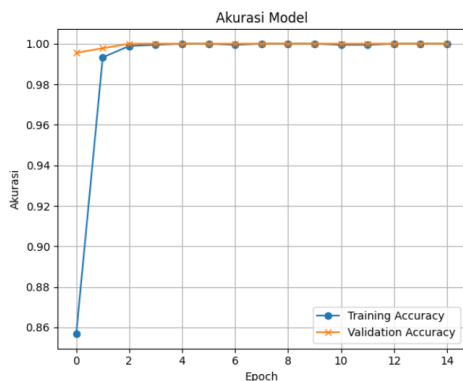
Hasil klasifikasi terhadap citra ikan bandeng yang secara visual menunjukkan kondisi tidak segar (mata keruh, sisik kusam), justru diprediksi sebagai "Segar" oleh model. Hal ini

menandakan bahwa akurasi tinggi pada grafik tidak menjamin prediksi yang akurat jika model tidak dibekali strategi pelatihan dan generalisasi yang tepat.

Kondisi ini memperkuat perlunya penggunaan teknik seperti *Dropout*, fine-tuning, dan regularisasi lain untuk meningkatkan kemampuan model dalam menghadapi variasi visual yang lebih kompleks di lapangan.

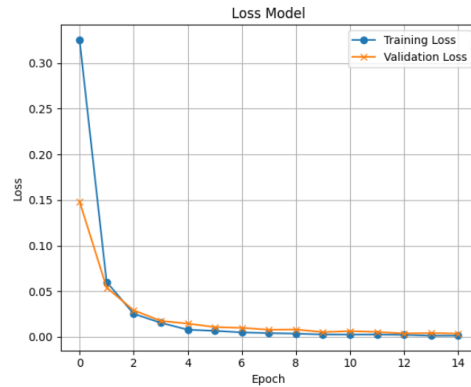
Evaluasi Performa Model B (*Baseline Transfer learning dengan Fine-Tuning dan Dropout*)

Untuk mengatasi keterbatasan model *baseline*, dilakukan eksperimen pengembangan Model A dengan menambahkan teknik *Dropout*, *early stopping*, serta fine-tuning pada beberapa lapisan akhir dari *Transfer learning*. Strategi ini bertujuan untuk meningkatkan generalisasi model terhadap data baru, menghindari overfitting, serta meningkatkan stabilitas prediksi. Visualisasi performa Model B ditunjukkan pada Gambar 8 dan Gambar 9, yang memperlihatkan kurva akurasi dan loss selama pelatihan



Gambar 8. Grafik Akurasi Model

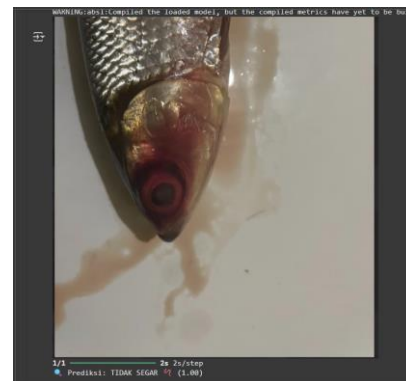
Berdasarkan Gambar 8, akurasi pelatihan pada Model B meningkat secara drastis sejak awal *epoch* dan segera mencapai nilai mendekati 100%. Hal yang sama juga terlihat pada kurva validasi yang tetap tinggi dan stabil hingga akhir pelatihan. Meskipun peningkatan awal cukup cepat, tidak ditemukan indikasi overfitting, karena kurva validasi tidak mengalami penurunan atau fluktuasi tajam.



Gambar 9. Grafik Loss Model

Sementara itu, grafik loss pada Gambar 9 menunjukkan tren penurunan yang stabil dan konsisten menuju nol, baik pada data pelatihan maupun validasi. Pola ini menunjukkan bahwa Model B mampu mempelajari fitur visual secara efektif dan general tanpa kehilangan kemampuan adaptasi terhadap data baru.

Hasil klasifikasi Model B terhadap citra ikan bandeng dapat dilihat pada Gambar 10 berikut.



Gambar 10. Hasil Prediksi oleh Model B (*Baseline Transfer Learning dengan Fine-Tuning dan Dropout*)

Pada hasil pengujian sistem ini, sistem memproses citra ikan bandeng yang secara visual memiliki mata keruh, sisik kusam, dan warna tubuh yang pudar, ciri khas dari ikan yang tidak segar. Model berhasil mengklasifikasikannya secara tepat sebagai “Tidak Segar” dengan confidence 100%, yang menunjukkan keyakinan sangat tinggi dari sistem terhadap keputusannya.

Hasil ini memperlihatkan bahwa Model B memiliki performa yang jauh lebih stabil dan andal dibanding *baseline*. Tidak hanya kuat secara kuantitatif, tetapi juga konsisten dalam menginterpretasikan fitur visual

penting pada gambar nyata. Hal ini membuktikan bahwa strategi fine-tuning dan penggunaan regularisasi seperti *Dropout* terbukti efektif dalam meningkatkan akurasi dan kepercayaan model terhadap klasifikasi. Dengan demikian, Model B dinilai lebih layak untuk diimplementasikan dalam konteks nyata seperti di pasar ikan, tempat pengolahan, atau bahkan penggunaan langsung oleh konsumen awam.

Perbandingan Model

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa Model B memberikan performa yang lebih baik dibandingkan Model A. Model A mengalami overfitting meskipun akurasinya tinggi saat pelatihan, sedangkan Model B mampu menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat pada data nyata. Perbandingan lengkap kedua model dapat dilihat pada tabel 1 berikut:

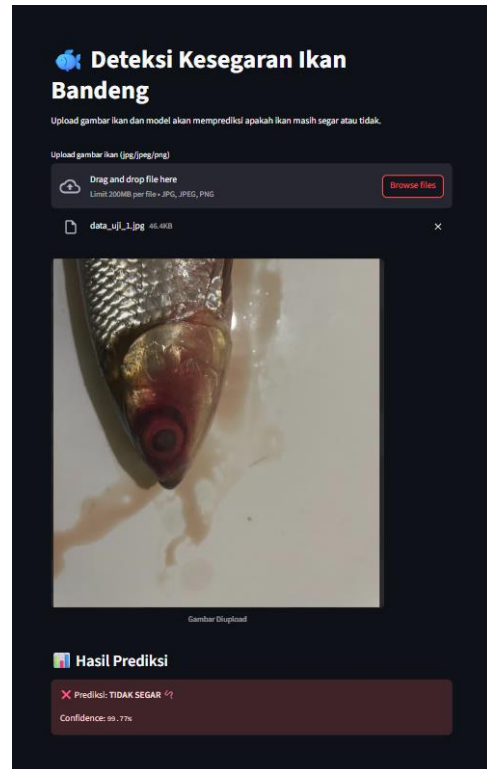
Tabel 1. Perbandingan Model A dan Model B

Aspek Evaluasi	Model A (<i>Baseline</i>)	Model B (<i>Peningkatan</i>)
Akurasi	33%	67%
Presisi	50%	50%
Recall	50%	100%

Uji Coba Aplikasi

Uji coba sistem dilakukan melalui antarmuka web yang dibangun menggunakan *framework* Streamlit, di mana pengguna dapat langsung mengunggah gambar ikan bandeng dan mendapatkan hasil klasifikasi secara *real-time*. Proses klasifikasi akan menampilkan label “Segar” atau “Tidak Segar” disertai tingkat kepercayaan (*confidence score*) dari model.

Pada tahap ini, gambar ikan bandeng yang mewakili berbagai kondisi kesegaran diuji secara langsung. Sistem berhasil memberikan respons cepat, dengan hasil klasifikasi yang sesuai terhadap kondisi visual ikan. Contohnya dapat dilihat pada Gambar 11, di mana citra ikan dengan ciri mata keruh dan sisik kusam berhasil dikenali sebagai “Tidak Segar” dengan tingkat confidence di atas 99%.



Gambar 11. Hasil Uji Coba Aplikasi

Hasil ini menunjukkan bahwa sistem tidak hanya unggul secara kuantitatif berdasarkan metrik akurasi dan loss, tetapi juga efektif secara praktis dalam memberikan *output* yang akurat dan mudah dipahami pengguna. Kemampuan untuk melakukan klasifikasi secara langsung melalui aplikasi web memperkuat potensi pemanfaatan sistem ini dalam skenario nyata, baik oleh pelaku industri perikanan maupun konsumen umum.

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa model klasifikasi berbasis transfer learning mampu mengidentifikasi kesegaran ikan bandeng secara cukup akurat. Berdasarkan hasil pengujian, Model A (*baseline*) memiliki akurasi 33%, presisi 50%, dan *recall* 50%, yang mencerminkan performa rendah dalam mengenali ikan segar secara konsisten. Sebaliknya, Model B yang dilengkapi dengan *Dropout* dan *fine-tuning* menunjukkan peningkatan akurasi menjadi 67% dan *recall* 100%, menandakan generalisasi dan sensitivitas model yang lebih baik. Implementasi ke dalam antarmuka *Streamlit* juga membuktikan bahwa model layak digunakan sebagai alat bantu penilaian kesegaran ikan secara cepat dan objektif. Ke

depan, sistem dapat ditingkatkan melalui penambahan variasi data, klasifikasi multi-kelas, dan integrasi ke perangkat mobile atau IoT.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdiansah, Lutfi, Sumarno Sumarno, Ade Eviyanti, and Nuril Lutvi Azizah. 2025. "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Networks Untuk Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Jawa." *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science* 5(2):496–504. doi: 10.57152/malcom.v5i2.1814.
- Dahlan, Rachmat Iskandar, Nia Ekawati, and Castaka Sugianto. 2025. "Mackerel Tuna Freshness Identification Based on Eye Color Using K-Nearest Neighbor Enhanced by Contrast Stretching and Histogram Equalization." *Scientific Journal of Informatics*. 11(4):1035–42.
- Febriyanto, Ahmad, and Castaka Agus Sugianto. 2024. "Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Klasifikasi Grade Tandan Buah Segar Kelapa Sawit." *Jurnal ICT: Information Communication & Technology* 24(1):81–86.
- Ganesh, G., B. Chamundeswari Devi, D. R. K. Reddy, Rajesh Debnath, Gora Shiva Prasad, A. Srinivasa Rao, and L. V. Naga Mahesh. 2020. "A Short Review on Milkfish (Chanos Chanos)." *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences* 9(12):899–905. doi: 10.20546/ijcmas.2020.912.108.
- Hartato, Bambang Pilu. 2021. "Penerapan Convolutional Neural Network Pada Citra Rontgen Paru-Paru Untuk Deteksi SARS-CoV-2." *Jurnal RESTI* 5(4):747–59. doi: 10.29207/resti.v5i4.3153.
- Hartiwi, Yessi, Errissya Rasywir, Yovi Pratama, and Pareza Alam Jusia. 2020. "Eksperimen Pengenalan Wajah Dengan Fitur Indoor Positioning System Menggunakan Algoritma CNN." *Paradigma - Jurnal Komputer Dan Informatika* 22(2):109–16. doi: 10.31294/p.v22i2.8906.
- Pangestu, Aji Ridho, Basuki Rahmat, and Fetty Tri Anggraeny. 2020. "Implementasi Algoritma Cnn Untuk Klasifikasi Citra Dan Perhitungan Luas." *Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi (JIFoSI)* 1(1):166–74.
- Sandler, Mark, Andrew Howard, Menglong Zhu, Andrey Zhmoginov, and Liang Chieh Chen. 2018. "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks." *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 4510–20. doi: 10.1109/CVPR.2018.00474.
- Streamlit Inc. 2023. "Streamlit Documentation." Retrieved (<https://docs.streamlit.io/>).
- Sugata, Marcelia, Priscilia Felita Wiriadi, Jap Lucy, and Tan Tjie Jan. 2019. "Total Lipid and Omega-3 Content in Pangasius Catfish (Pangasius Pangasius) and Milkfish (Chanos Chanos) from Indonesia." *Malaysian Journal of Nutrition* 25(1):163–70. doi: 10.31246/mjn-2018-0137.