

KLASIFIKASI KESEGARAN IKAN TONGKOL BERDASARKAN WARNA MATA MENGGUNAKAN DEEP LEARNING BERBASIS CLOUD COMPUTING

**Abu Sufiyan¹, A A Ngurah Mahendra Adhi Putra², Dhony Harry Budyanto³,
I Nyoman Suarjaya⁴**

Universitas Triatma Mulya, Jemberana^{1 2 3 4}

email: 2155201001@triatmamulya.ac.id

Abstract

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi kesegaran ikan tongkol berdasarkan warna mata menggunakan metode deep learning berbasis cloud computing. Model klasifikasi dibangun dengan arsitektur ResNet-152V2 untuk mengidentifikasi dua kategori kesegaran, yaitu ikan segar dan tidak segar. Seluruh proses pelatihan model dilakukan menggunakan dataset citra ikan tongkol, kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi web berbasis cloud sehingga dapat diakses secara daring. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ResNet-152V2 mampu memberikan kinerja yang sangat baik dengan nilai precision sebesar 0,94 dan recall sebesar 1,00 pada kelas Segar, serta precision sebesar 1,00 dan recall sebesar 0,94 pada kelas Tidak Segar. Nilai F1-score untuk kedua kelas mencapai 0,97, sedangkan akurasi keseluruhan model sebesar 97%. Implementasi berbasis cloud computing juga berhasil memberikan layanan klasifikasi secara otomatis dan real-time melalui aplikasi web, sehingga pengguna dapat mengunggah citra ikan dan memperoleh hasil identifikasi kesegaran dengan cepat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan memiliki performa tinggi dan berpotensi mendukung proses identifikasi kesegaran ikan secara efisien pada industri perikanan maupun oleh konsumen.

Keywords: *deep learning, resnet-152v2, ikan tongkol*

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara maritim dengan potensi perikanan yang sangat besar. Salah satu komoditas unggulan di sektor ini adalah ikan tongkol (*Euthynnus affinis*), yang banyak dikonsumsi masyarakat karena kandungan proteinnya yang tinggi, harga yang terjangkau, dan ketersediaan yang melimpah di pasar[1]. Ikan tongkol memiliki nilai gizi penting, seperti kandungan protein sebesar 25%, asam lemak omega-3, serta air sebanyak 69,4%[2]. Namun, ikan termasuk bahan pangan yang mudah mengalami kerusakan biologis setelah ditangkap. Proses dekomposisi dimulai segera setelah kematian ikan akibat aktivitas enzimatis dan mikrobiologis yang menyebabkan penurunan mutu dan risiko bagi kesehatan [3].

Penentuan kesegaran ikan umumnya masih dilakukan secara manual melalui observasi fisik seperti kejernihan mata, warna insang, bau, dan tekstur daging. Namun, metode ini bersifat subjektif dan sangat bergantung pada keahlian individu, yang berisiko menimbulkan ketidaksesuaian penilaian antara satu orang dengan yang lain[4]. Mata ikan, khususnya, merupakan indikator utama dalam penilaian

kesegaran karena perubahan struktur dan warna mata terjadi secara signifikan selama proses pembusukan. Ikan segar umumnya memiliki mata yang jernih, cembung, dan bersih, sedangkan ikan tidak segar menunjukkan mata keruh, cekung, dan berwarna suram[5].



Gambar 1. Kesegaran Ikan

Seiring kemajuan teknologi, pendekatan berbasis kecerdasan buatan (AI), khususnya deep learning, telah banyak digunakan dalam pengolahan citra digital dan pengambilan keputusan otomatis. Deep learning, yang merupakan cabang dari machine learning, memungkinkan mesin untuk mempelajari fitur kompleks dari data secara langsung, khususnya dalam klasifikasi visual seperti pengenalan objek, ekspresi wajah, dan tingkat kesegaran makanan [6], [7].

Dalam konteks klasifikasi citra, Convolutional Neural Network (CNN) menjadi arsitektur yang sangat andal karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual penting dari gambar [8]. Salah satu varian CNN yang paling sukses adalah Residual Network (ResNet), yang memperkenalkan residual learning untuk mengatasi masalah hilangnya gradien (vanishing gradient) saat jaringan menjadi sangat dalam [9]. ResNet-152v2, varian dengan 152 lapisan, menggunakan struktur pre-activation dan residual blocks yang mampu mempercepat pelatihan dan menghasilkan akurasi tinggi dalam berbagai tugas klasifikasi [10].

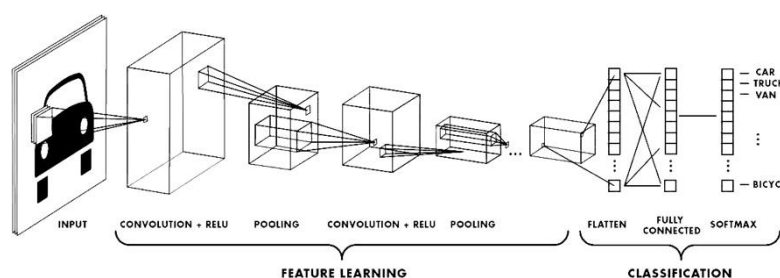
Implementasi sistem berbasis deep learning tidak dapat dilepaskan dari kebutuhan komputasi yang tinggi. Di sinilah peran cloud computing menjadi sangat penting. Teknologi ini menyediakan infrastruktur komputasi yang fleksibel dan skalabel, memungkinkan proses pelatihan model dilakukan dengan sumber daya besar tanpa memerlukan perangkat keras lokal. Cloud computing juga mendukung kolaborasi dan integrasi sistem dalam bentuk aplikasi web, yang dapat digunakan secara real-time oleh berbagai pengguna di lokasi berbeda [11].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kesegaran ikan tongkol berdasarkan warna mata dengan menggunakan arsitektur ResNet-152v2, dan diimplementasikan dalam platform cloud computing. Dengan mengotomatisasi proses penilaian kesegaran, sistem ini diharapkan dapat membantu nelayan, pedagang, serta konsumen untuk menentukan kualitas ikan secara lebih cepat, akurat, dan objektif. Selain itu, sistem ini memiliki potensi untuk digunakan dalam industri perikanan berskala besar seperti pengolahan ikan kaleng dan distribusi hasil laut untuk memastikan mutu dan keamanan pangan tetap terjaga.

TINJAUAN PUSTAKA

Deep Learning dan CNN

Deep learning merupakan cabang dari machine learning dengan arsitektur multilayer seperti Convolutional Neural Network (CNN) yang terbukti efektif dalam klasifikasi citra[11]. CNN bekerja melalui lapisan konvolusi, pooling, dan fully-connected.



Gambar 2. Convolutional Neural Network (CNN)

Arsitektur ResNet

ResNet, khususnya ResNet-152v2, mengatasi masalah vanishing gradient melalui residual blocks yang memungkinkan pelatihan jaringan sangat dalam tanpa kehilangan performa[12]. ResNet-152v2 menggunakan pre-activation dan batch normalization untuk mempercepat konvergensi dan meningkatkan akurasi [13].

Cloud Computing

Cloud computing memungkinkan pelatihan dan deployment model secara efisien melalui skala otomatis, penyimpanan data besar, dan akses remote [4].

Evaluasi Confusion Matrix

Evaluasi dilakukan melalui confusion matrix dengan metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1-score untuk mengukur efektivitas model klasifikasi [14].

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} * 100\%$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} * 100\%$$

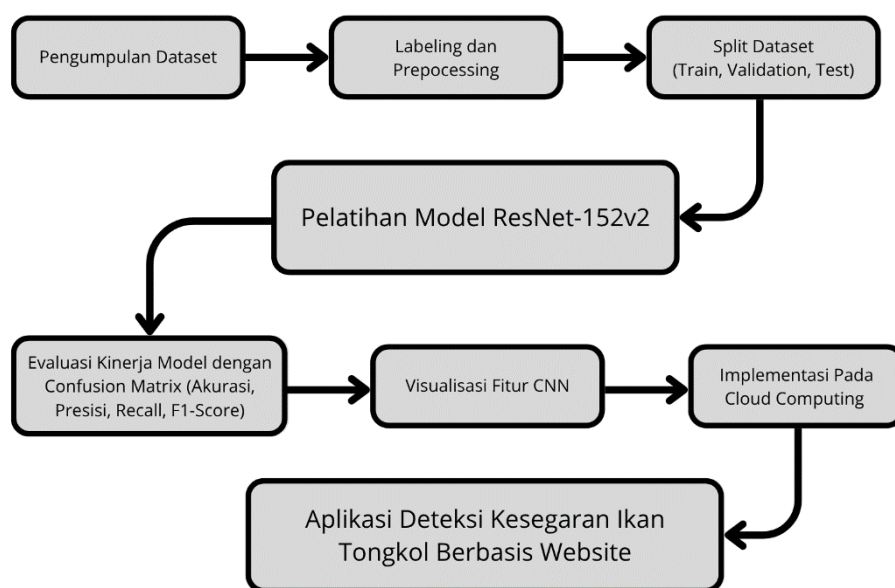
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} * 100\%$$

$$F1-Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan adalah metode eksperimen kuantitatif dengan pendekatan berbasis deep learning, yang dirancang untuk melakukan klasifikasi tingkat kesegaran ikan tongkol (*Euthynnus affinis*) berdasarkan warna mata melalui analisis citra. Proses penelitian dilakukan secara terstruktur mulai dari pengumpulan data hingga implementasi sistem berbasis web menggunakan cloud computing.

Secara garis besar, tahapan dalam metode penelitian ini divisualisasikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Rancangan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimen dengan metode klasifikasi citra berbasis deep learning menggunakan arsitektur ResNet-152v2, dan implementasi sistem melalui cloud computing. Dataset berupa citra mata ikan tongkol diperoleh dari Roboflow dan dikategorikan ke dalam dua kelas: Segar dan Tidak Segar, berdasarkan ciri visual mata. Setelah dilakukan labeling, citra diproses melalui tahapan preprocessing, yaitu resize ke 224×224 piksel, normalisasi, dan augmentasi (rotasi, zoom, flipping, shear) untuk meningkatkan keragaman data pelatihan dan mengurangi overfitting. Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu training (70%), validation (15%), testing (15%).

Pelatihan model dilakukan menggunakan transfer learning, di mana model ResNet-152v2 yang telah dilatih pada ImageNet hanya disesuaikan pada bagian akhir (fully connected layer). Pelatihan berlangsung selama 10 epoch dengan batch size 32 dan fungsi loss `sparse_categorical_crossentropy`.

Evaluasi kinerja model dilakukan dengan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score menggunakan confusion matrix. Model terbaik kemudian divisualisasikan melalui feature map untuk interpretabilitas dan diterapkan dalam platform cloud computing. Sistem ini diintegrasikan ke dalam aplikasi web yang memungkinkan pengguna mengunggah gambar dan menerima hasil klasifikasi secara real-time.

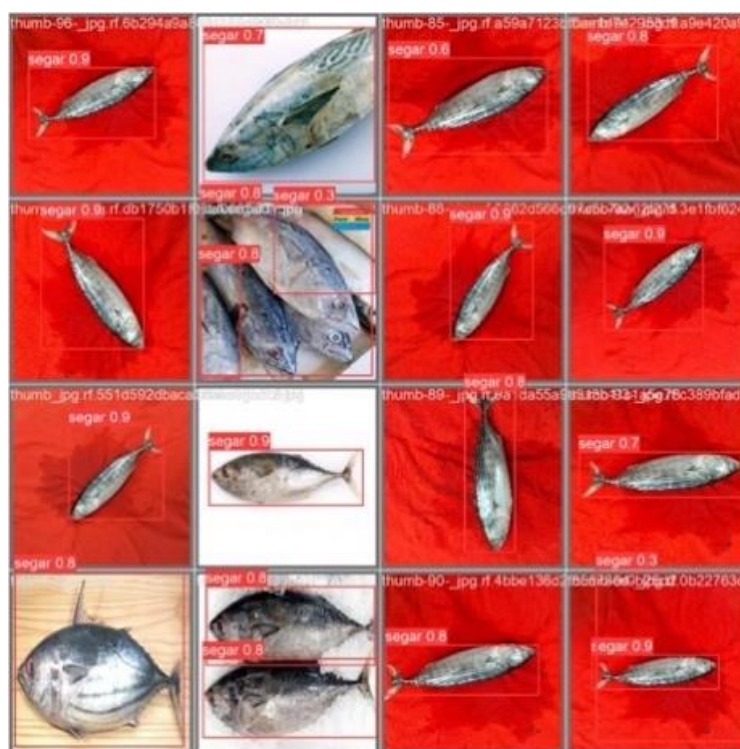
HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

Penelitian ini menghasilkan sistem klasifikasi kesegaran ikan tongkol berdasarkan warna mata menggunakan model ResNet-152v2 yang dilatih dan diimplementasikan melalui cloud computing. Tahapan eksperimen meliputi pengumpulan data, pelatihan model, evaluasi, dan implementasi sistem.

1. Pengumpulan Dataset

Data citra dikumpulkan dari sumber terbuka Roboflow yang menyediakan gambar mata ikan tongkol dalam dua kategori: segar dan tidak segar. Citra ini mencerminkan variasi kondisi kesegaran berdasarkan parameter visual mata.



Gambar 4. Dataset ikan tongkol

2. Labeling dan Preprocessing

Setiap citra diberi label sesuai dengan kondisi kesegarannya, kemudian dilakukan preprocessing, seperti:

- Resize gambar ke 224×224 piksel
- Normalisasi piksel
- Augmentasi (rotasi, zoom, flipping) pada data training

3. Split Dataset (Train, Validation, Test)

Dataset akan dipartisi menjadi tiga subset: set latih, set validasi, dan set uji. Partisi ini akan dilakukan dengan membagi dataset berdasarkan persentase yang ditentukan sebagai berikut:

Tabel 1. Pembagian Dataset

Kategori	Total Gambar	Set Latih (70%)	Set Validasi (15%)	Set Uji (15%)
Segar	777	608	81	88
Tidak Segar	297	144	80	73
Total	1074	752	161	161

4. Pelatihan Model ResNet-152v2

Model ResNet-152v2 dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola kompleks dalam data visual. Pelatihan dilakukan dengan memanfaatkan bobot pre-trained dari ImageNet dan mengoptimalkan lapisan akhir untuk klasifikasi dua kelas.

```
# 9. TRAINING MODEL ResNet152v2
# =====
history_resnet152 = model_resnet152.fit(
    train_gen,
    validation_data=val_gen,
    epochs=EPOCHS,
    callbacks=[checkpoint_cb, earllystop_cb]
)

/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/keras/src/trainers/data_adapters/py_dataset_adapter.py:121: UserWarning: Your 'PyDataset' class should call 'super().__init__(**kwargs)'
self._warn_if_super_not_called()
Epoch 1/10
22/22 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.9447 - loss: 0.7848WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via 'model.save()' or 'keras.saving.save_model(mo
self._warn_if_super_not_called()
22/22 ----- 121s 4s/step - accuracy: 0.9457 - loss: 0.7795 - val_accuracy: 0.8867 - val_loss: 0.3411
Epoch 2/10
22/22 ----- 0s 548ms/step - accuracy: 0.9614 - loss: 0.1151WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via 'model.save()' or 'keras.saving.save_model
22/22 ----- 15s 684ms/step - accuracy: 0.9616 - loss: 0.1146 - val_accuracy: 0.8800 - val_loss: 0.2669
Epoch 3/10
22/22 ----- 14s 611ms/step - accuracy: 0.9714 - loss: 0.0772 - val_accuracy: 0.8867 - val_loss: 0.2708
Epoch 4/10
22/22 ----- 0s 556ms/step - accuracy: 0.9774 - loss: 0.0659WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via 'model.save()' or 'keras.saving.save_model
22/22 ----- 15s 686ms/step - accuracy: 0.9773 - loss: 0.0661 - val_accuracy: 0.9200 - val_loss: 0.1706
Epoch 5/10
22/22 ----- 0s 559ms/step - accuracy: 0.9870 - loss: 0.0558WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via 'model.save()' or 'keras.saving.save_model
22/22 ----- 15s 689ms/step - accuracy: 0.9867 - loss: 0.0561 - val_accuracy: 0.9333 - val_loss: 0.1630
Epoch 6/10
22/22 ----- 14s 612ms/step - accuracy: 0.9790 - loss: 0.0525 - val_accuracy: 0.9000 - val_loss: 0.2495
Epoch 7/10
22/22 ----- 0s 541ms/step - accuracy: 0.9830 - loss: 0.0529WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via 'model.save()' or 'keras.saving.save_model
22/22 ----- 22s 682ms/step - accuracy: 0.9829 - loss: 0.0530 - val_accuracy: 0.9333 - val_loss: 0.1230
```

Gambar 5. Pelatihan Model

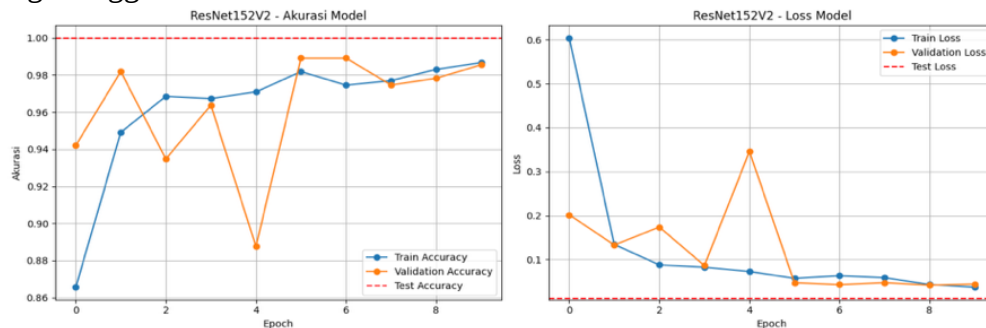
5. Evaluasi Kinerja Model

Kinerja model diuji menggunakan metrik-metrik evaluasi klasifikasi (akurasi, presisi, recall, dan F1-score). Hasil evaluasi disajikan dalam bentuk confusion matrix pada gambar 6.

	precision	recall	f1-score	support
segar	0.94	1.00	0.97	88
tidaksegar	1.00	0.94	0.97	73
accuracy			0.97	161
macro avg	0.97	0.97	0.97	161
weighted avg	0.97	0.97	0.97	161

Gambar 6. Hasil Evaluasi Classification Report pada Model ResNet-152v2

Model memiliki precision sempurna (1.00) untuk kelas Tidak Segar dan recall sempurna (1.00) untuk kelas Segar, yang menunjukkan ketepatan deteksi sangat tinggi.



Gambar 7. Grafik Akurasi dan Loss Model ResNet-152v2

Grafik akurasi menunjukkan tren stabil dari 78% ke 98% pada data latih, dan stabil di 93–98% pada validasi. Sementara itu, grafik loss menunjukkan penurunan dari 0.78 ke 0.05 tanpa fluktuasi tajam, menandakan proses pelatihan stabil tanpa gejala overfitting.

Visualisasi Fitur CNN

Visualisasi feature map dari beberapa layer ResNet menunjukkan bahwa model secara aktif fokus pada area pupil dan kornea mata, membedakan warna, bentuk cembung, dan kejernihan sebagai parameter utama dalam klasifikasi kesegaran.

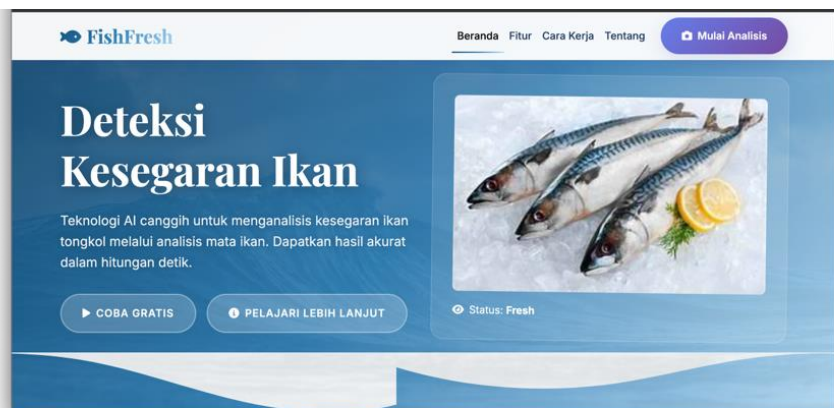
Implementasi Cloud dan Aplikasi Web

Model terbaik di-deploy ke dalam platform cloud dan diintegrasikan dengan aplikasi web, memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar dan menerima hasil klasifikasi secara real-time. Antarmuka aplikasi terdiri dari:

1. Halaman Beranda

Halaman utama sistem menampilkan judul “Deteksi Kesegaran Ikan” dengan latar belakang visual laut yang memberikan Kesan bersih dan profesional. Di halaman ini, pengguna diperkenalkan dengan teknologi AI yang digunakan untuk menganalisis kesegaran ikan berdasarkan mata ikan tongkol. Terdapat tombol “Coba Gratis” dan “Pelajari Lebih Lanjut” yang memberikan akses

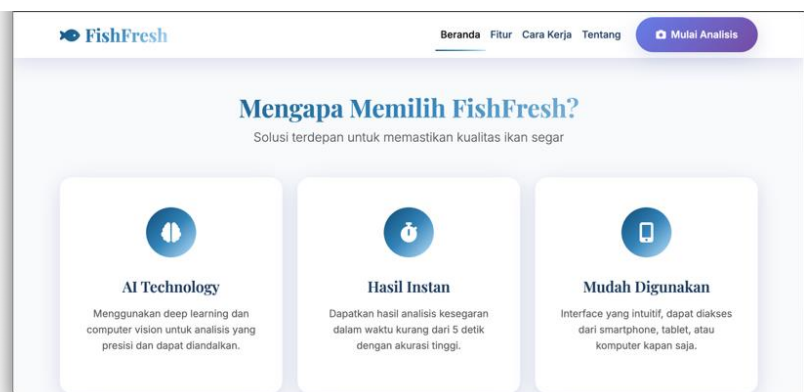
langsung untuk mencoba sistem atau membaca informasi tambahan. Tombol utama “Mulai Analisis” ditempatkan dengan jelas di kanan atas, memberikan akses cepat menuju fitur inti sistem, seperti gambar di bawah ini.



Gambar 8. Halaman Beranda

2. Fitur Unggulan

Pada bagian fitur, pengguna disugahi penjelasan mengenai keunggulan sistem. Tiga fitur utama yang diunggulkan yaitu teknologi AI yang menggunakan deep learning dan computer vision untuk akurasi tinggi, kemampuan memberikan hasil analisis hanya dalam beberapa detik, dan kemudahan penggunaan di berbagai perangkat seperti smartphone, tablet, maupun komputer. Penempatan ikon dan teks dibuat simetris agar mudah dibaca dan menarik secara visual.

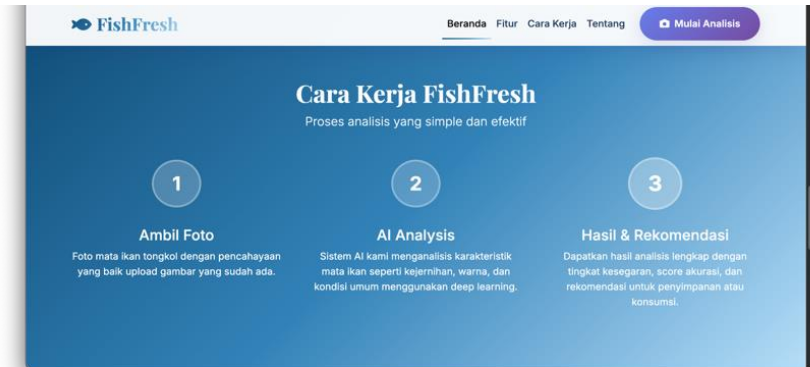


Gambar 9. Fitur Unggulan

3. Cara Kerja Sistem

Bagian ini bertujuan menjelaskan proses kerja sistem secara sederhana dan bertahap. Terdapat tiga Langkah utama yang dijelaskan yaitu pengguna diminta mengambil atau mengunggah gambar mata ikan, sistem AI melakukan analisis berdasarkan fitur visual seperti kejernihan, warna, dan bentuk mata, serta hasil analisis akan ditampilkan disertai rekomendasi apakah ikan layak konsumsi atau

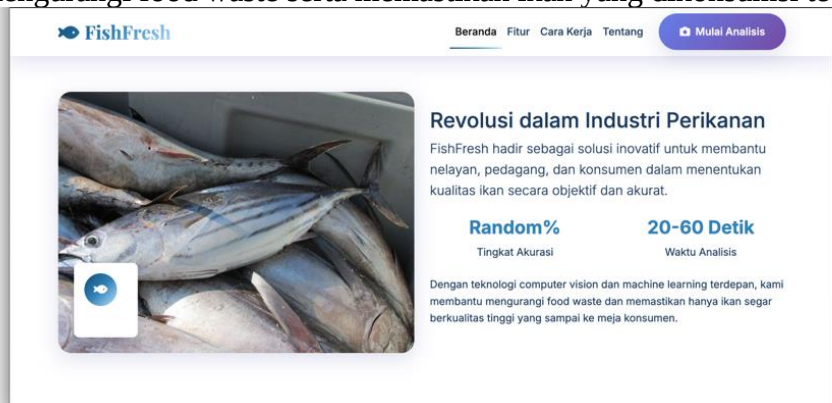
tidak. Penjelasan dibuat secara singkat agar pengguna cepat memahami alur tanpa kebingungan.



Gambar. 10 Cara Kerja Sistem

4. Tentang Sistem

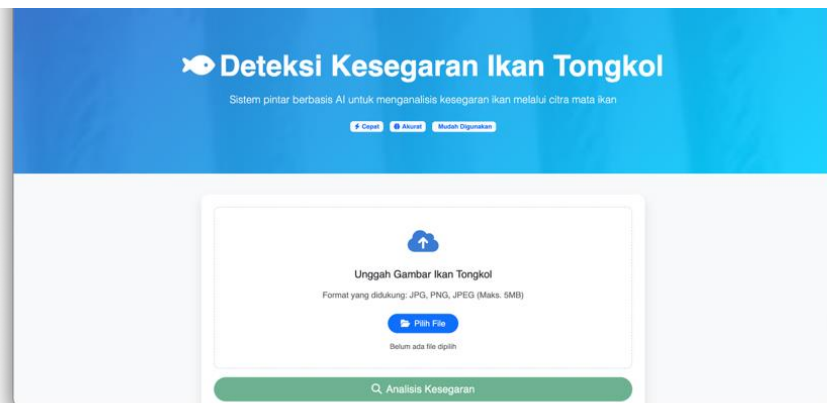
Tentang sistem ini menjelaskan latar belakang dan visi sistem. Dijelaskan bahwa sistem ini hadir sebagai Solusi inovatif untuk membantu para pelaku industri perikanan menentukan kualitas kesegaran ikan secara objektif. Tujuannya adalah untuk mengurangi food waste serta memastikan ikan yang dikonsumsi tetap segar.



Gambar 11. Tentang Sistem

5. Halaman Unggah Gambar

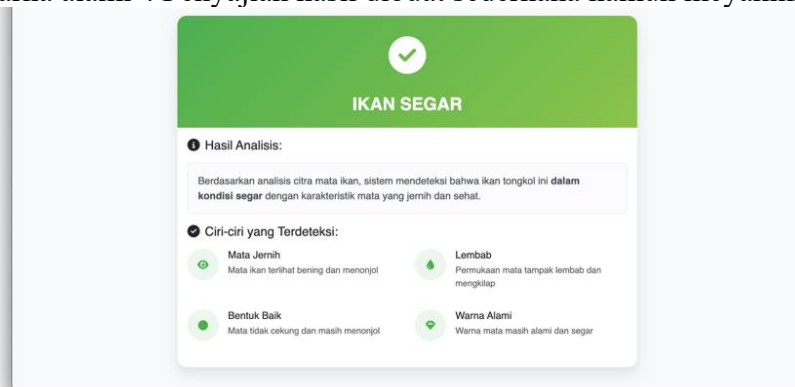
Sebelum analisis dilakukan, pengguna diarahkan ke halaman untuk mengunggah gambar mata ikan. Sistem mendukung format umum seperti JPG, PNG, dan JPEG dengan ukuran maksimal 5MB. Pengguna cukup mengklik tombol "Pilih File" dan kemudian menekan "Analisis Kesegaran" untuk memulai proses. Desain minimalis pada halaman ini dibuat untuk mempercepat proses tanpa membuat pengguna merasa bingung.



Gambar 12. Halaman Unggah Gambar

6. Hasil Analisis Gambar

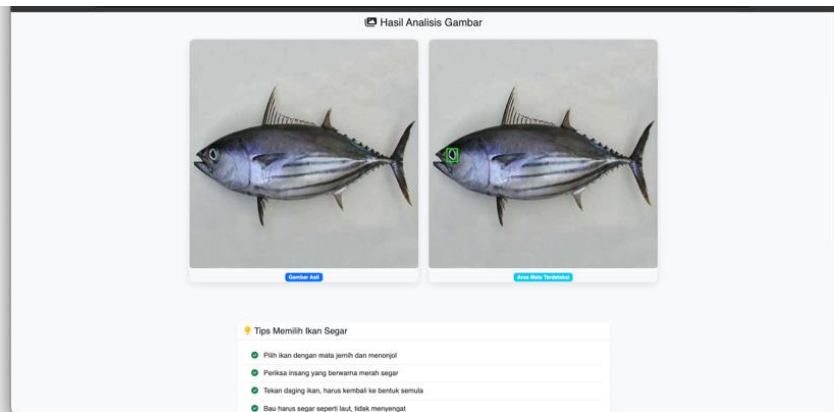
Jika sistem mendeteksi bahwa ikan dalam kondisi segar, maka hasil ditampilkan secara jelas dengan latar belakang hijau serta ikon centang besar. Terdapat Kesimpulan berbunyi bahwa ikan berada dalam kondisi segar berdasarkan hasil analisis citra mata. Di bagian bawah ditampilkan pula ciri-ciri fisik yang mendukung Keputusan tersebut seperti “mata jernih”, “lembab”, “bentuk baik”, “warna alami”. Penyajian hasil dibuat sederhana namun meyakinkan.



Gambar 13. Hasil Analisis Gambar

7. Hasil Deteksi Gambar

Setelah proses analisis, sistem akan menampilkan hasil berupa dua gambar, yaitu gambar asli dan gambar dengan area mata yang terdeteksi oleh sistem. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya menebak, tetapi benar-benar mengidentifikasi bagian mata sebagai dasar klasifikasi. Di bawah gambar juga ditampilkan tips-tips penting untuk memilih ikan segar secara manual, seperti memperhatikan kejernihan mata, warna insang, dan tekstur daging ikan.



Gambar 14. Hasil Deteksi Gambar

Langkah ini memvalidasi penerapan metode dalam konteks nyata (field-ready), serta menunjukkan bahwa sistem dapat mengotomatisasi proses seleksi kualitas ikan secara objektif dan efisien.

Metode yang digunakan terbukti akurat, efisien, dan aplikatif. Namun, masih terdapat tantangan seperti ketidakseimbangan data antara kelas Segar dan Tidak Segar, serta variasi pencahayaan dan kualitas kamera pada dataset. Untuk mengatasi hal tersebut, disarankan penggunaan teknik seperti oversampling, focal loss, atau perluasan data dengan kondisi yang lebih beragam [14], [15].

SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai klasifikasi kesegaran ikan tongkol berdasarkan warna mata menggunakan deep learning berbasis cloud computing, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Model deep learning berbasis ResNet-152v2 berhasil dikembangkan dan memberikan performa sangat baik dalam klasifikasi citra ikan tongkol. Model ini menghasilkan nilai precision sebesar 0,94, recall 1,00 untuk kelas “Segar”, dan precision 1,00, recall 0,94 untuk kelas “Tidak Segar”, dengan f1-score pada kedua kelas sebesar 0,97. Akurasi keseluruhan mencapai 97%.
2. Sistem klasifikasi berbasis cloud computing berhasil diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web, memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar ikan dan memperoleh hasil klasifikasi kesegaran secara otomatis dan real-time. Sistem ini memberikan efisiensi dalam proses identifikasi kesegaran ikan dan berpotensi diterapkan dalam industri perikanan maupun sektor konsumen.

Saran

Agar sistem yang dikembangkan dapat lebih optimal dan aplikatif dalam berbagai kondisi, disarankan agar penelitian selanjutnya mengatasi permasalahan ketidakseimbangan data dengan menerapkan teknik seperti oversampling, focal loss, atau class weighting. Selain itu, pengumpulan dataset dengan variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan kualitas kamera yang lebih beragam

juga perlu dilakukan untuk meningkatkan generalisasi model. Pengembangan sistem klasifikasi multi-kelas yang mampu mengidentifikasi tingkat kesegaran secara bertahap, serta integrasi data sensor fisik seperti suhu dan pH ikan, juga dapat menjadi pendekatan lanjutan untuk meningkatkan akurasi dan cakupan analisis dalam aplikasi nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Honainah, F. F. Romadhoni, and A. Ato'illah, "Klasifikasi Kesegaran Ikan Tongkol Berdasarkan Warna Mata Menggunakan Metode Backpropagation," *Jurnal Penelitian Inovatif*, vol. 2, no. 2, pp. 405–414, Aug. 2022, doi: 10.54082/jupin.90.
- [2] N. Diniarti, N. Cokrowati, D. N. Setyowati, and A. Mukhlis, "EDUKASI NILAI GIZI IKAN MELALUI PELATIHAN PEMBUATAN MAKANAN OLAHAN BERBAHAN BAKU IKAN TONGKOL," *Abdi Insani*, vol. 7, no. 1, pp. 49–54, Apr. 2020, doi: 10.29303/abdiinsani.v7i1.300.
- [3] U. Sri Rahmadhani and N. Lysbetti Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," vol. 8, no. 2, 2023.
- [4] S. Febriani and F. Purwaningtias, "Implementasi Platform As A Service (PAAS) Pada Aplikasi Getfix Berbasis Cloud Computing," *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 86–95, Nov. 2022, doi: 10.22216/jsi.v8i2.1653.
- [5] D. Kurnia and A. T. Wibowo, "Klasifikasi Spesies Tanaman Kaktus Grafting Berdasarkan Citra Scion Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn)," *Agustus*, vol. 8, no. 4, p. 4171, 2021.
- [6] W.- Styorini, A.- Pratiwi, and C.- Widiarsari, "Identifikasi Tingkat Kesegaran Ikan Berbasis Android," *JURNAL AMPLIFIER : JURNAL ILMIAH BIDANG TEKNIK ELEKTRO DAN KOMPUTER*, vol. 12, no. 1, 2022, doi: 10.33369/jamplifier.v12i1.19174.
- [7] E. Suprayitno, "KAJIAN KESEGERAN IKAN DI PASAR TRADISIONAL DAN MODERN KOTA MALANG," 2020.
- [8] T. Dwi Novianto, I. Made Susi Erawan, L. Riset Mekanisasi Pengolahan Hasil Perikanan, Y. K. Jl Imogiri Barat, and D. Yogyakarta, "Perbandingan Metode Klasifikasi pada Pengolahan Citra Mata Ikan Tuna," 2020.
- [9] B. Yanto *et al.*, "Klasifikasi Tekstur Kematangan Buah Jeruk Manis Berdasarkan Tingkat Kecerahan Warna dengan Metode Deep Learning Convolutional Neural Network," vol. 6, no. 2, p. 2021.
- [10] D. T. Ananto *et al.*, "Edukasi dan Pelatihan Pengenalan Machine Learning dan Computer Vision Untuk Mengeksplorasi Potensi Visual," 2023. [Online]. Available: <http://jurnal.umj.ac.id/index.php/semnaskat>
- [11] P. Adi Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL

- NETWORK (CNN) PADA EKSPRESI MANUSIA,” *JURNAL ALGOR*, vol. 2, no. 1, 2020, [Online]. Available: <https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/algor/index>
- [12] A. Ridhovan *et al.*, “PENERAPAN METODE RESIDUAL NETWORK (RESNET) DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN GANDUM.”
- [13] D. Setiawan, T. Wira, and E. Suryawijaya, “ALGORITMA RESNET152V2 DALAM MELAKUKAN KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN TANAMAN TOMAT,” *Journal of Computer Science and Technology JCS-TECH*, vol. 3, no. 2, pp. 37–42, 2023, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/kaus>
- [14] D. Arisandi and T. Sutrisno, “EVALUASI PENILAIAN KINERJA KARYAWAN DENGAN METODE NAÏVE BAYES,” 2024.
- [15] D. Valero-Carreras, J. Alcaraz, and M. Landete, “Comparing two SVM models through different metrics based on the confusion matrix,” *Comput Oper Res*, vol. 152, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.cor.2022.106131.